

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ПРИ ДИНАМИЧЕСКОМ АНАЛИЗЕ СЕЙСМИЧЕСКИХ ДАННЫХ

Д.Т. Калиев

ТОО «КМГ Инжиниринг», г. Нур-Султан, Казахстан

Нейронные сети и машинное обучение уже долгое время используются практически каждым человеком в повседневной жизни, возможно, не всегда осознанно. Когда алгоритм социальных сетей определяет лица людей на фото или голосовой помощник помогает нам в поиске какой-то информации, в основе всех этих действий лежат методы машинного обучения.

Алгоритмы нейронных сетей не обошли стороной и область разведки и добычи нефти и газа. Данная статья ставит целью проиллюстрировать пример применения нейронных сетей при анализе сейсмических данных по действующему месторождению и прогнозировании петрофизических свойств для дальнейшей детализации геологической модели и выделения дополнительных скоплений углеводородов.

Одним из ключевых условий для успешного прогнозирования петрофизических свойств с помощью нейронных сетей является широкая выборка скважинного материала для эффективного обучения нелинейного оператора. В данном случае в условиях действующего месторождения в наличии имелось более 100 скважин, что вполне отвечает требованиям алгоритма. Другим важным условием для данной методики является качественная сейсмостратиграфическая привязка скважин к сейсмике; данный этап работ будет также описан в рамках данной статьи.

Особенностью нейросетевого анализа, в отличие от классической инверсии, является то, что здесь не используется сейсмический импульс: нейронная сеть подбирает такого оператора, который наилучшим образом описывает связь между несколькими сейсмическими трассами в области скважины и каротажной кривой. Данная особенность позволяет сократить время анализа и получать экспресс-результаты при соблюдении вышеописанных условий, что делает метод нейронных сетей эффективным инструментом динамического анализа сейсмических данных.

Ключевые слова: инверсия, нейронные сети, привязка, сейсмические данные, сейсмический импульс.

Нейронные сети находят все большее применение в сфере разведки нефти и газа. Однако возможности применения данного подхода ограничены, в первую очередь, необходимостью наличия большого массива входных данных для обучения нейросети. В контексте геологоразведки имеются ввиду скважинные данные. В представленной работе проиллюстрированы возможности применения нейронных сетей на примере алгоритма генетической инверсии. Алгоритм апробирован на зрелом месторождении с большим количеством скважин. Показаны результаты работ и приведены потенциальные сферы применения полученных результатов.

Общая информация о месторождении и цели работ

Для данного анализа использовались

данные по зрелому нефтегазовому месторождению на территории Казахстана, на котором уже пробурено более 200 скв. Таким образом, по наличию исходного материала (высокое количество скважин, а также новые сейсмические данные, записанные в 2020 г.) данное месторождение является отличным кандидатом для проведения анализа методом нейронных сетей.

В геологическом строении месторождения участвуют складчатые метаморфизованные образования докембрийского фундамента протерозойско-палеозойского возраста, в кровельной части – разрушенные, с образованием коры выветривания, на которых с региональным стратиграфическим несогласием залегает комплекс осадочных отложений мезозоя и кайнозоя.

В мезозойском комплексе выделены юрские и меловые отложения. Юрская си-

стема представлена только верхним отделом. По спорово-пыльцевым комплексам возраст определен как оксфорд-келловейский и титон-киммериджский. Меловой комплекс расчленяется на нижний (неоком, апт, альб) и верхний (турон-сенон) отделы. В низах мела выделяется базальная толща, залегающая с угловым и стратиграфическим несогласием на верхнеюрских отложениях.

Промышленная нефтегазоносность связана с нижнемеловыми и верхнеюрскими отложениями, залегающими на глубинах -1,4–2,0 км. Всего выделяется 9 продуктивных горизонтов: 3 – в меловом, 6 – в юрском комплексе. Продуктивные горизонты нефтеносные, в южной части рассматриваемой площади выделяются газонасыщенные пласты. Залежи пластово-сводовые, осложненные тектоническими нарушениями, литологически экранированные.

С фациальной точки зрения продуктивные нижнемеловые горизонты относятся к аллювиальным отложениям. Коллекторы представлены слабосцементированными песчаниками и песками, разнозернистыми, с небольшой примесью гравия. Продуктивные юрские горизонты титон-киммериджского возраста образовались в речных условиях осадконакопления: коллекторы в пределах русловых зон представлены песчаниками хорошо отсортированными, переходящими в пески, и песчанистыми алеволитами, во внерусловых же зонах горизонт в большей степени заглинизирован. Карбонатный пласт продуктивного горизонта оксфорд-келловейского возраста приурочен к озерным фациям и представлен известняками. Песчаный пласт сложен песками и слабосцементированными песчаниками, в отдельных скважинах с прослоями гравелитов.

Юрские терригенные коллекторы характеризуются приблизительно схожими значениями пористости (0,22–0,27 д. ед.), по проницаемости коллекторы хорошо (100–1000 мД) и очень хорошо проницаемые (более 1000 мД).

Стоит отметить, что на данном месторождении ранее проводились работы по синхронной инверсии, которые показали удовлетворительные, но недостаточно приемлемые результаты, что связано с малой мощностью коллекторов и довольно большим перекрытием свойств глин и песчаников по упругим свойствам. Таким

образом, была предпринята попытка использовать алгоритм нейронных сетей в качестве альтернативы синхронной инверсии. Целью нейросетевого анализа было получение кубов свойств пористости и водонасыщения, которые могли быть использованы для обновления геологической модели месторождения.

Привязка скважин

Ключевым этапом сейсмической интерпретации как структурной, так и динамической является стратиграфическая привязка скважин к сейсмическим данным. Этап сеймостратиграфической привязки позволяет скважинные данные, записанные в глубинной области, отобразить на временном сейсмическом разрезе с помощью подбора скоростного закона и установления соотношения глубина – время.

Для целей динамической интерпретации методом нейронных сетей привязка скважин имеет особо важный характер, т.к. от качества привязки зависит надежность обучения и расчета нелинейного оператора в интересующем нас интервале.

Детальная привязка скважинных и сейсмических данных осуществляется на основе расчета синтетических сейсмограмм и их сопоставления с реальными трассами временного куба. Расчет синтетических сейсмограмм для стратиграфической привязки отражений базируется на существовании связи между литологическим составом изучаемого разреза и характеристикой отражений.

Привязка была проведена с использованием материалов вертикального сейсмического профилирования (далее – ВСП), геофизических исследований скважин (данные акустического и плотностного каротажей, предварительно проверенные на кондиционность и в случае необходимости отредактированные), а также стратиграфических отбивок по скважинам. Привязка выполнена в целевом интервале от нижнего мела до кровли палеозоя.

В пределах изучаемой площади имелись всего 2 скв. с данными ВСП, их глубинно-временные зависимости и были взяты за основу при расчете синтетических сейсмограмм. Для скважин были извлечены статистические импульсы. Полученные импульсы имели обратную (европейскую) полярность, где положительному коэффициенту отражения соответствует отрицательный экстремум амплитуды волнового поля (рис. 1).

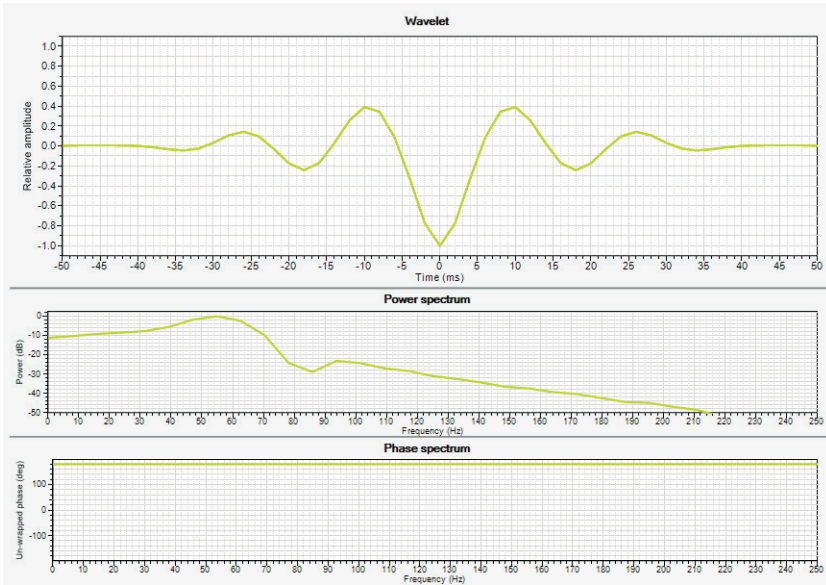


Рисунок 1. Рассчитанный статистический импульс, используемый при привязке

Качество привязки оценивалось функцией взаимной корреляции. Коэффициент корреляции статистически устанавливает наличие взаимосвязи между синтетической и реальной сейсмической трассой. Коэффициент корреляции в большинстве скважин находится в диапазоне 0,6–0,7.

В общей сложности для данного месторождения была выполнена привязка для более чем 100 скв. Были исключены скважины с очень короткими замеренными интервалами либо неприемлемо низкими коэффициентами корреляции. Примеры привязок некоторых скважин представлены на рис. 2–5.

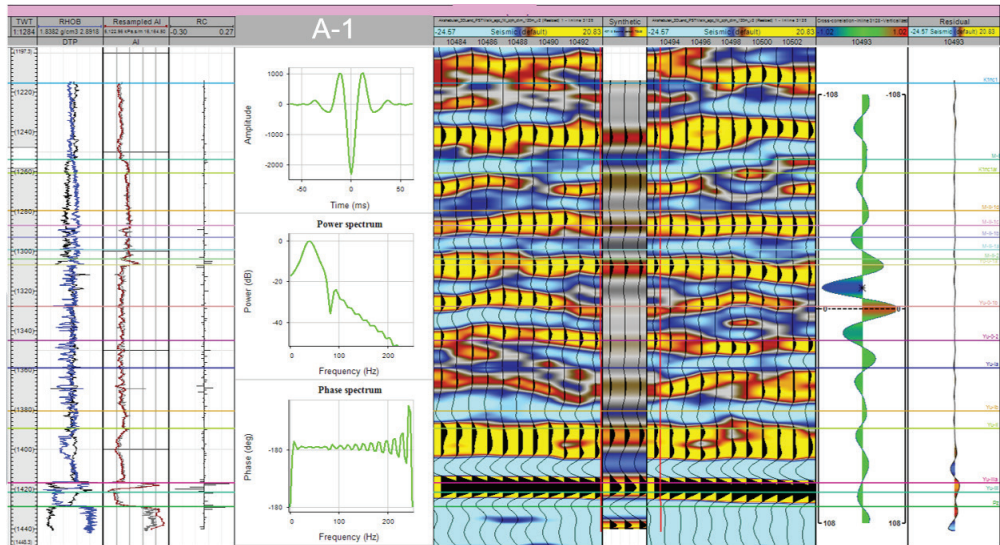


Рисунок 2. Привязка скв. А-1 к полнократному сейсмическому кубу

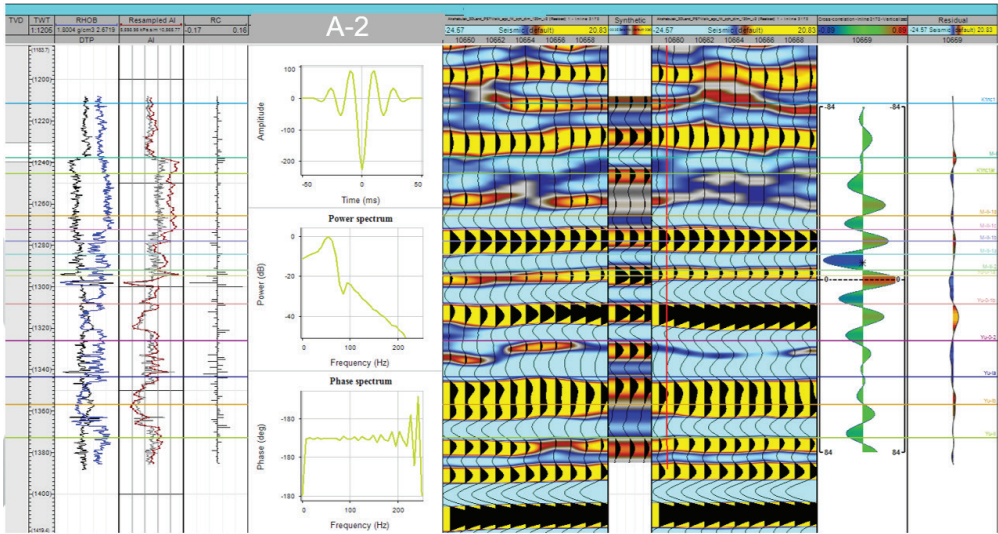


Рисунок 3. Привязка скв. А-2 к полнократному сейсмическому кубу

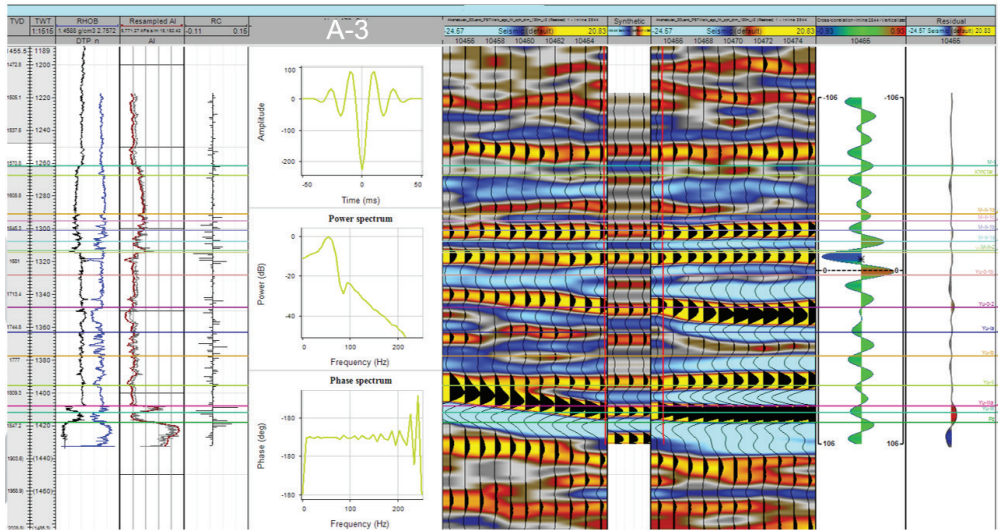


Рисунок 4. Привязка скв. А-3 к полнократному сейсмическому кубу

Генетическая инверсия

После выполнения этапа привязки скважин производился непосредственный расчет кубов петрофизических свойств методом нейронных сетей. Существует множество методов нейросетевого анализа, в данном проекте применен метод генетической инверсии, разработанный компанией Schlumberger [1, 2]. Генетическая инверсия имеет ряд преимуществ по сравнению с классической инверсией, использующей свертку импульса. К этим преимуществам можно отнести:

- высокую скорость выполнения

работ. Генетическую инверсию можно отнести к методам экспресс оценки;

- ограниченные требования к типам исходных сейсмических данных. Для проведения анализа достаточно полнократного сейсмического куба. При этом обязательно приведение сейсмике к нулевой фазе. Однако важным условием является сохранение истинных амплитуд без применения процедуры Automatic Gain Control;
- возможность коррелировать сейсмические трассы напрямую с любыми типами петрофизических кривых;

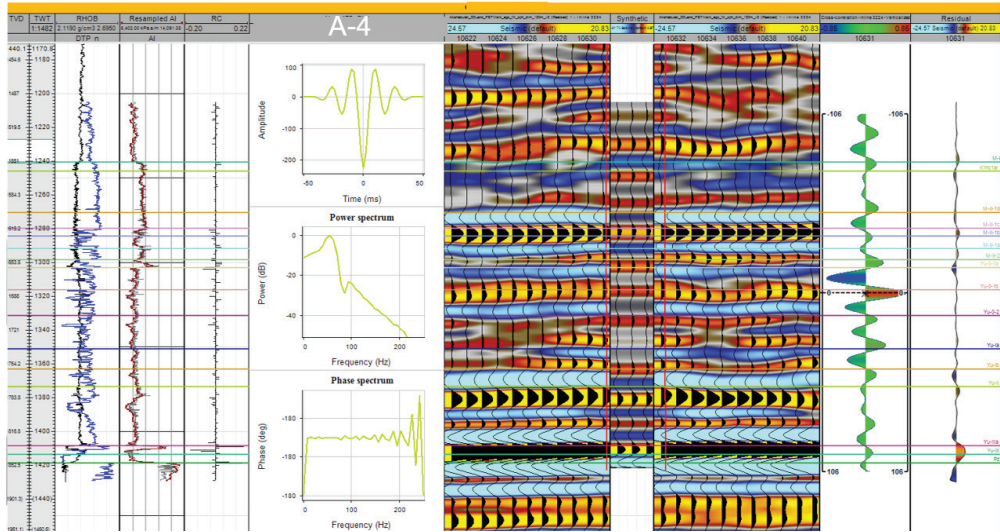


Рисунок 5. Привязка скв. А-4 к полнократному сейсмическому кубу

– процесс является полуавтоматическим.

Ключевой операцией генетической инверсии является вычисление нелинейного оператора множественных трасс, который применяется к сейсмическим данным для преобразования объема в кривую пористости или любое другое каротажное свойство. Этот оператор, или цифровой фильтр, выводится путем сопоставления сейсмических трасс и скважинных данных. Схематически данный процесс представлен на рис. 6. Для дан-

ного проекта использовались следующие данные:

- 1) Кривые эффективной пористости, а также кривые насыщения воды по каждой из скважин;
- 2) Сейсмический куб после суммирования.

Параметры нейронной сети включали в себя 3 слоя (layers) и максимальное количество итераций, равное 1000 [3]. В качестве минимально необходимого коэффициента корреляции использовалось значение 0,85.

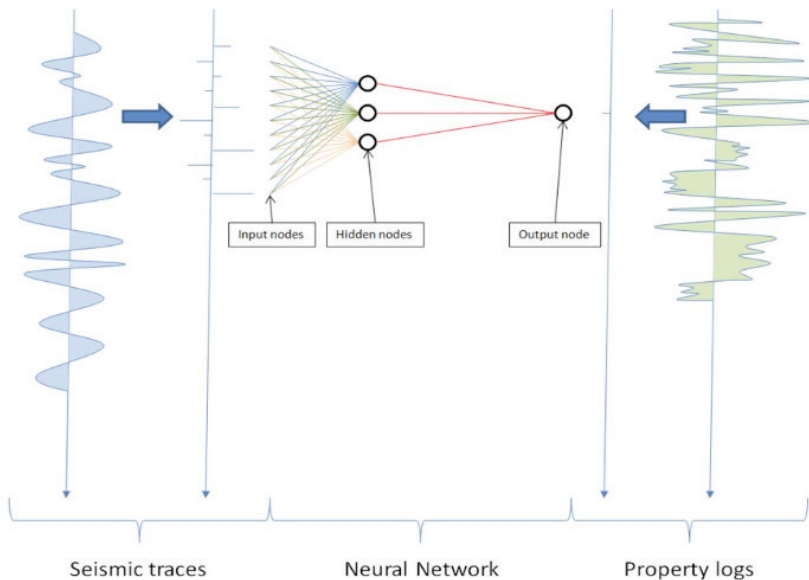


Рисунок 6. Схема нейронной сети генетической инверсии

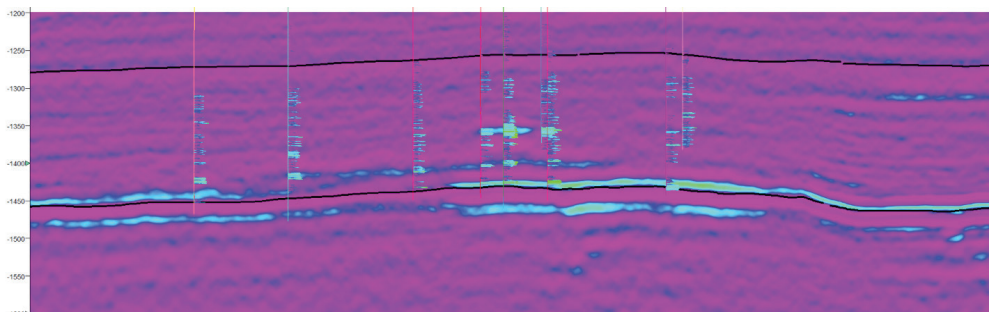


Рисунок 7. Разрез по кубу пористости с наложенными скважинами

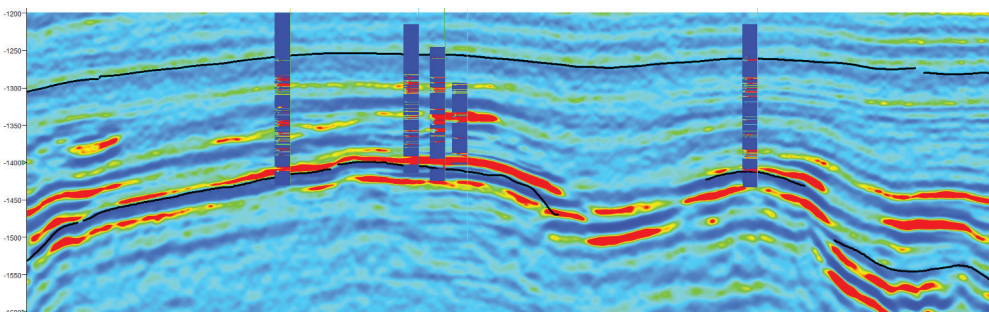


Рисунок 8. Разрез по кубу насыщения углеводородов с наложенными скважинами

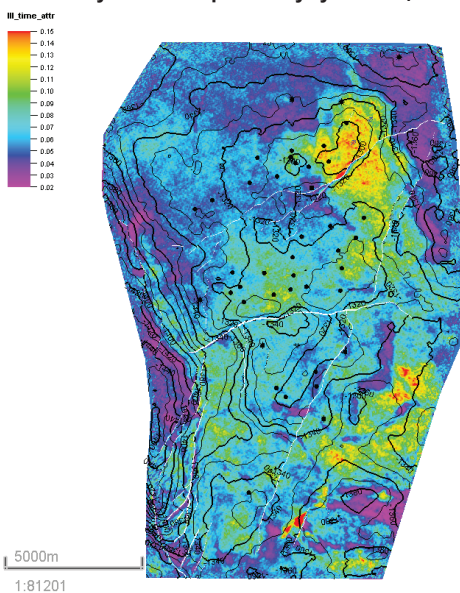


Рисунок 9. Карта пористости по продуктивному интервалу

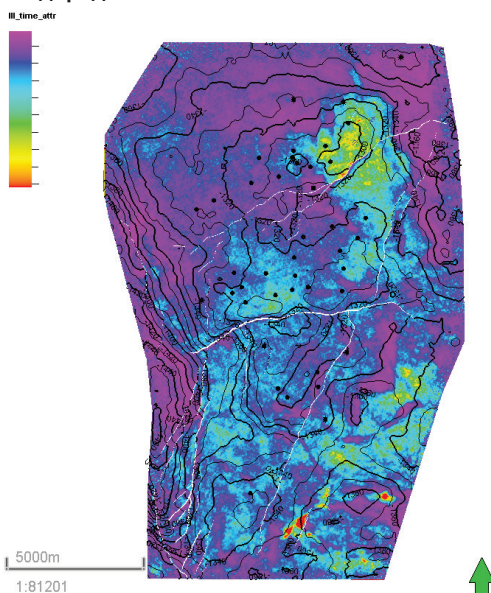


Рисунок 10. Карта насыщения углеводородов по продуктивному интервалу

На рис. 7 и 9 представлены разрезы через кубы пористости и насыщения углеводородов соответственно. Отмечается отличная сходимость прогнозируемых значений и петрофизических кривых на скважинах. Рис. 9 и 10 иллюстрируют результаты извлечения амплитуд по тем же кубам в

пределах продуктивного интервала. Далее результаты генетической инверсии могут быть использованы в геологическом моделировании в качестве трендов свойств.

Подводя итоги данного исследования, можно заключить, что метод генетической инверсии, основанный на алгоритме ней-

ронных сетей, является эффективным инструментом геологоразведки при применении в правильных условиях. К этим

условиям стоит отнести широкую базу скважинных данных и качественные результаты привязки.

Список использованной литературы

1. Veeken P.C.H., Priezzhev I.I. Genetic Seismic Inversion Using a Non-linear, Multi-trace Reservoir Modeling Approach. – 71st EAGE Conference and Exhibition incorporating, SPE EUROPEC, 2009. DOI:10.3997/2214-4609.201400020.
2. Priezzhev I.I., Veeken P.C.H. Seismic waveform classification based on Kohonen 3D neural networks with RGB visualization. – First Break, 2019, v. 37, iss. 2, pp. 37–43. DOI: <https://doi.org/10.3997/1365-2397.2019012>.
3. Учебные материалы ПО Petrel от 18.05.2021. // Uchebnyye materialy PO Petrel от 18.05.2021. [Petrel Software Tutorial Materials dated 05/18/2021]

СЕЙСМИКАЛЫҚ ДЕРЕКТЕРДІ ДИНАМИКАЛЫҚ ТАЛДАУДА НЕЙРОНДЫҚ ЖЕЛІЛЕРДІ ПАЙДАЛАНУ

Д.Т. Калиев

«ҚМГ Инжиниринг» ЖШС, Нұр-Сұлтан, Қазақстан

Нейрондық желілер мен машиналық оқытуды күнделікті өмірде әр адам ұзақ уақыт бойы қолданып келеді, мүмкін әрдайым саналы түрде бола бермейді. Әлеуметтік желілер алгоритмі суретте адамдар бетін анықтайтын немесе дауыстық көмекші бізге қандайда ақпаратты іздеуге көмектесетін кезде, осы әрекеттер негізінде машиналық оқыту әдістері жатыр.

Нейрондық желілердің алгоритмдері мұнай мен газды барлау және өндіру саласын айналып өтпеді. Бұл мақала қолданыстағы кен орны бойынша сейсмикалық деректерді талдау және геологиялық үлгіні одан әрі нақтылау және көмірсутектердің қосымша шоғырларын бөлу үшін петрофизикалық қасиеттерді болжау кезінде нейрондық желілерді қолдану мысалын көрсетуге бағытталған.

Нейрондық желілерді қолдана отырып, петрофизикалық қасиеттерді сәтті болжаудың негізгі шарттарының бірі сызықтық емес операторды тиімді оқыту үшін ұңғыма материалын кең таңдау болып табылады. Бұл жағдайда қолданыстағы кен орнында 100-ден астам ұңғымалар болды, бұл алгоритмнің талаптарына толық сәйкес келеді. Осы әдістеме үшін тағы бір маңызды шарт ұңғымаларды сейсмикаға сапалы сейсмостратиграфиялық байланыстыру болып табылады; жұмыстардың осы кезеңі осы мақала аясында да сипатталатын болады.

Нейрондық желіні талдаудың ерекшелігі, классикалық инверсиядан айырмашылығы, бұл жерде сейсмикалық импульс қолданылмайды: нейрондық желі ұңғымадағы бірнеше сейсмикалық жолдар мен каротаж қисығы арасындағы байланысты жақсы сипаттайтын операторды таңдайды. Бұл ерекшелік талдау уақытын қысқартуға және жоғарыда көрсетілген шарттарды сақтаған кезде жедел нәтижелер алуға мүмкіндік береді, бұл нейрондық желілер әдісін сейсмикалық деректерді динамикалық талдаудың тиімді құралы етеді.

Негізгі сөздер: инверсия, нейрондық желілер, байланыстыру, сейсмикалық деректер, сейсмикалық импульс.

USE OF NEURAL NETWORKS FOR DYNAMIC INTERPRETATION OF SEISMIC DATA

D.T. Kaliyev

KMG Engineering LLP, Nur-Sultan, Kazakhstan

Neural networks and machine learning have long been used by almost everyone in their daily lives, perhaps not always consciously. When an algorithm of social networks identifies the faces of people in a photo or a voice assistant helps us search for some information, machine learning techniques underpin all of these activities.

In recent years neural networks are finding more and more applications in the fields of oil and gas exploration and production. This article aims to illustrate an example of the application of neural networks in the analysis of seismic data for an active oilfield by predicting 3D cube of petrophysical properties to further detail the geological model and search for additional hydrocarbon accumulations.

One of the key conditions for successful prediction of petrophysical properties using neural networks is a wide sample of well data for effective training of a non-linear operator. In our case, since it is a producing field, there were more than 100 wells available, which fully meets the requirements of the algorithm. Another important condition for application of this technique is having high-quality well ties for the used wells, this step of the workflow will also be described within the article.

A distinct feature of neural network analysis, in contrast to classical inversion, is that it does not use a seismic wavelet. The neural network automatically determines such an operator that best describes the correlation between several seismic traces in the wellbore area and the log curve. This feature reduces the analysis time and produces express results if the above mentioned conditions are met, which makes the neural network technique an effective tool for dynamic analysis of seismic data.

Key words: inversion, neural nets, well tie, seismic data, wavelet.

Информация об авторах

Калиев Диас Талгатович – руководитель группы сейсмических исследований, d.kaliyev@niikmg.kz.

ТОО «КМГ Инжиниринг», г. Нур-Султан, Казахстан