

УДК 550.834.05

МРНТИ 2114-2

ПЕРЕХОД К ИСПОЛЬЗОВАНИЮ ЦИФРОВЫХ ПОМОЩНИКОВ В КИНЕМАТИЧЕСКОЙ ИНТЕРПРЕТАЦИИ ДАННЫХ СЕЙСМОРАЗВЕДОЧНЫХ РАБОТ НА ПРИМЕРЕ ЗАДАЧИ ПОВЫШЕНИЯ КАЧЕСТВА СЕЙСМИЧЕСКИХ ДАННЫХ ПОСЛЕ СУММИРОВАНИЯ И ДОСТОВЕРНОСТИ ПРОГНОЗА ТЕКТОНИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ

П.А. Авдеев, А.К. Базанов, И.И. Ефремов, Р.Ф. Мифтахов

ООО «ГридПоинт Дайнамикс», г. Москва, Россия

Перед современной сейсморазведкой по-прежнему стоят задачи автоматизации процессов и повышения достоверности результатов работ, особенно в регионах со сложной геологической обстановкой. Важное место в цикле сейсморазведочных работ занимает этап кинематической интерпретации, главной целью которого является детальное понимание структурных особенностей геологического разреза и получение обоснованной геологической модели конкретного региона исследований.

Цена ошибки на данном этапе работ достаточно велика, однако процессы интерпретации требуют значительных трудозатрат, а результаты часто содержат ошибки. Стандартные алгоритмы и методические подходы в полной мере не обеспечивают решения полного спектра поставленных задач, что обуславливает необходимость поиска новых подходов к интерпретации данных сейсморазведки.

В последние годы всё больший интерес вызывают вопросы привлечения возможностей искусственного интеллекта для решения производственных задач. Предлагаются новые подходы к решению задач этапа кинематической интерпретации данных сейсморазведки, основанные на применении искусственного интеллекта через машинное обучение и глубокие нейронные сети:

– технология устранения нерегулярных помех суммарных сейсмических данных для улучшения качества исходного сейсмического материала и упрощения этапа структурной интерпретации;

– технология вероятностного прогноза систем нарушений и получения детализированной тектонической модели.

Представлены теоретические основы и продемонстрированы результаты применения технологий на серии реальных производственных проектов, которые подтверждают преимущества использования нейронных сетей при интерпретации для исключения субъективизма и существенного сокращения временных затрат на этапе структурных построений в различных геологических условиях.

Ключевые слова: сейсмическая интерпретация, тектонические нарушения, шумовые эффекты сейсмической записи, тектоническая модель, автоматизация, искусственный интеллект, машинное обучение, глубокие нейронные сети, методика.

Введение

Основным методом изучения геологического строения осадочных бассейнов является сейсмическая разведка. Её современные модификации позволяют с высокой детальностью выполнять структурные построения, осуществлять прогноз литологии пород и выделять аномалии, отвечающие ловушкам нефти и газа. Высокая информативность сейсмической разведки обеспечивает возможность однозначного выделения полезных сигналов

от целевых границ на фоне множества разнообразных помех за счет регистрации огромных объемов информации от каждой точки изучаемой среды на основе применения мощных интерференционных систем наблюдений и последующей глубокой цифровой обработки данных. Завершающим этапом сейсмической разведки является интерпретация результатов – переход от полученного волнового поля к построению структурной модели геологической среды и прогнозу параметров целевых

пластов. Несмотря на то, что многие этапы интерпретации сейсмических данных выполняются с широким применением автоматизированных алгоритмов, целый ряд процедур интерпретации осуществляется в значительной мере субъективно и требует больших затрат времени на выполнение ручной работы, особенно в сложных геологических условиях.

К числу наиболее актуальных вызовов в интерпретации относятся задачи повышения качества сейсмических данных после суммирования и достоверности прогноза тектонической модели.

Традиционные инструменты пост-обработки суммарных данных для решения задачи повышения качества сейсмических изображений, как правило, представлены комбинациями фильтров для подавления волн-помех различной природы. Однако часто эффект от них малозначим и не соответствует временным затратам, либо, напротив, применяемые технологии могут искажать амплитудно-частотные характеристики сейсмических данных, что осложняет дальнейшую структурную и динамическую интерпретацию. Таким образом, процесс подбора оптимальных характеристик и комбинаций фильтров в каждом конкретном случае продолжает оставаться трудоемкой и нередко неразрешимой задачей ввиду необходимости сохранения баланса между повышением амплитудной и сохранением временной разрешенности.

Активно используемые в геофизической практике аналитические алгоритмы, направленные на решение задачи повышения достоверности результатов и автоматизации этапа интерпретации тектонических нарушений также имеют существенные ограничения, связанные с неоднозначностью прогноза в условиях работы в регионах сложного геологического строения, а также с материалом низкого качества.

Предлагается принципиально новый подход к решению поставленных задач, основанный на привлечении возможностей искусственного интеллекта. Появившиеся на рубеже столетий новые методы анализа данных с применением искусственного интеллекта, основанные на принципах работы человеческого мозга, породили множество областей их практического применения, в т.ч. и при интерпретации данных сейсморазведки.

Новые технологии повышения качества сейсмических изображений и вероятностного прогноза систем нарушений для получения детализированной тектонической модели в условиях работы с материалами низкого качества и сложного строения площади исследований на базе алгоритмов компьютерного зрения позволяют получать результаты без каких-либо временных затрат и потери детальности. Математическим аппаратом, позволяющим решить данную задачу, являются глубокие нейронные сети нового поколения. Представлены теоретические основы и продемонстрированы результаты применения на примерах серии месторождений.

Описание технологии

В предлагаемых технологиях используется область искусственного интеллекта – машинное зрение. Решение задачи реализовано на принципе предварительного обучения нейронной сети на больших массивах предварительно сегментированных (размеченных) данных и последующего применения этой сети к реальным сейсмическим материалам. Для подготовки (обучения) нейросети необходимо большое количество уже интерпретированных фрагментов сейсмических данных. Сложность заключается в том, что каждый набор реальных данных уникален из-за особенностей геологического строения, методик проведения сейсмических съемок, графа обработки и т.д. Однако возможно выявить общие закономерности и выполнить математическое моделирование шумовых эффектов записи и структур разломов с целью синтеза набора искусственных данных, используемых для качественного обучения модели нейронной сети.

Отказ от использования реальных сейсмических данных в пользу синтетических на этапе обучения сети позволяет оперировать сотнями тысяч уникальных моделей сейсмической волновой картины, а также исключает внесение субъективизма интерпретации в процесс обучения.

Данные для обучения синтезируются посредством прямого моделирования и представляют собой модели случайных отражений, осложненные разнообразными конфигурациями отражающих границ, сдвигами осей синфазности под разными углами наклонов, а также шумовыми эффектами записи.

Более подробно процесс моделирования сейсмических данных можно описать серией этапов, на каждом из которых формируется определённый сегмент синтетического куба. На первом этапе выполняется генерация куба сейсмических отражений без учёта складчатости разреза. Отражающая модель формируется из вектора значений $[-1, 1]$ с нормальным распределением. На следующем этапе на созданной модели математически задаётся смещение трасс. Затем с помощью функции Гаусса или линейной функции генерируются и добавляются к синтетической модели структуры разломов. После этого

рассчитывается свёртка синтетической модели с импульсом Рикера для сглаживания дефектов вокруг разломов, что делает синтетические данные более реалистичными. На конечном этапе к рассчитанной модели добавляется случайный шум. Для более точного воспроизведения картины представления нерегулярных помех на сейсмических разрезах используются комбинации гауссова шума – колебания интенсивности, распределенные по нормальному закону, и структурного шума – замены амплитуд на случайных трассах значениями фиксированной или случайной величины (рис. 1).

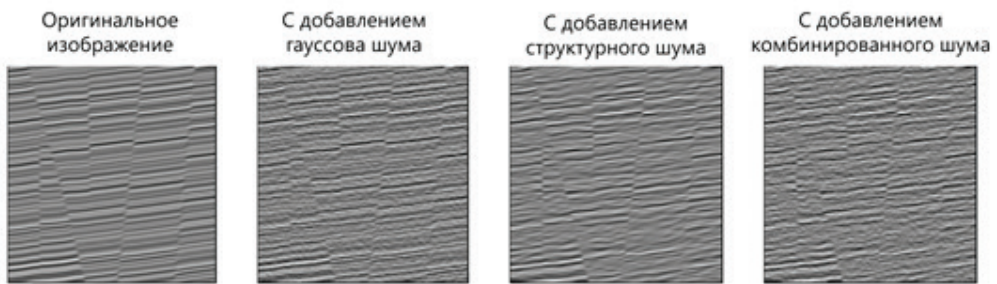


Рисунок 1. Пример моделирования шумовых эффектов записи

Цикл подготовки модели нейронной сети традиционно включает в себя этап обучения, а также многоэтапную проверку качества обучения и готовности модели к промышленной эксплуатации (рис. 2). Обучение проводится на парах «исходная сейсмика» – «результат предсказания» (этап 1). В процессе обучения нейронная сеть идентифицирует на синтетических данных признаки шумовых эффектов и наличие разломов, которые чаще всего присутствуют на сейсмическом разрезе при наличии особенностей волновой картины, а также выявляет закономерность появления этих признаков в структурах. Формируется база накопленных «знаний», которая потом применяется на реальных данных для выполнения задачи улучшения качества сейсмических изображений и предсказания разломов.

Далее с целью контроля качества выполняются предсказание разломов или поиск шумов на той же выборке данных, которые участвовали в обучении сети (тренировочной выборке, этап 2). При полном совпадении результата предсказания с эталонной разметкой обучение считается успешным, в противном случае процесс

обучения будет повторяться до тех пор, пока результат предсказания не будет соответствовать исходной разметке данных. На следующем этапе (этап 3) верификация происходит на валидационной (проверочной) выборке данных, которая не должна пересекаться с тренировочной. Данная выборка используется для настройки параметров алгоритма обучения, таких как оптимизатор, скорость обучения, количество итераций и т.д. Такую выборку данных используют для перекрестной проверки. На последнем этапе (этап 4) проходит верификация на тестовых (реальных) данных.

Предобученная и проверенная подобным образом нейронная сеть готова к использованию на реальных сейсмических данных. При использовании алгоритма (рис. 3) исходные сейсмические данные автоматически разбиваются на серию сегментов, и по набору признаков, сформированных в процессе обучения, автоматически выполняется поиск шумов, фильтрация или поиск признаков разломов в каждой точке элементарного сегмента, затем результат распространяется на объем всего куба. В результате требуется лишь незначительный анализ и доработка со стороны

специалиста-интерпретатора по корректровке отдельных участков элементов или

зон неоднозначного предсказания моделью нейронной сети.



Рисунок 2. Цикл подготовки модели нейронной сети

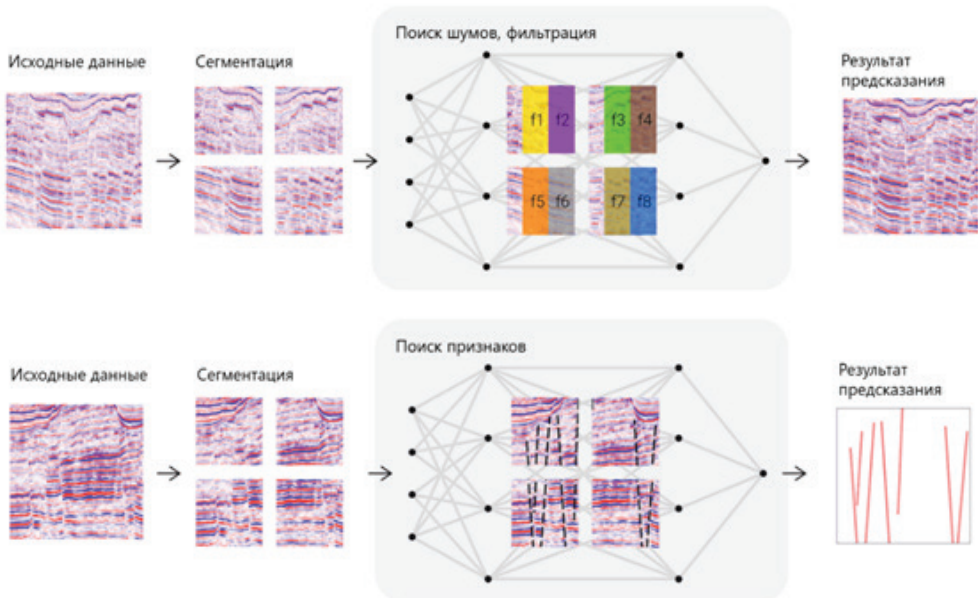


Рисунок 3. Блок-схемы алгоритмов компьютерного зрения для повышения качества сейсмических изображений и достоверности прогноза тектонической модели

Примеры

На сегодняшний день имеется более 50 примеров успешного применения вышеописанных технологий в рамках реализации реальных производственных проектов в районах с различным геологическим строением и тектонической обстановкой.

На представленных ниже иллюстрациях демонстрируются результаты исполь-

зования технологий в ходе интерпретации сейсмического куба района бассейна Каннинг на Западном шельфе Австралии. Материал осложнен наличием двух подсистем нарушений: полигональной нарушенности в верхней части разреза и высокоамплитудных региональных сдвигов, проходящих сквозь всю толщу разреза. Также материал характеризуется потеря-

ми прослеживания сейсмических отражений в нижней части разреза, незначительным фоном нерегулярных помех (рис. 4).

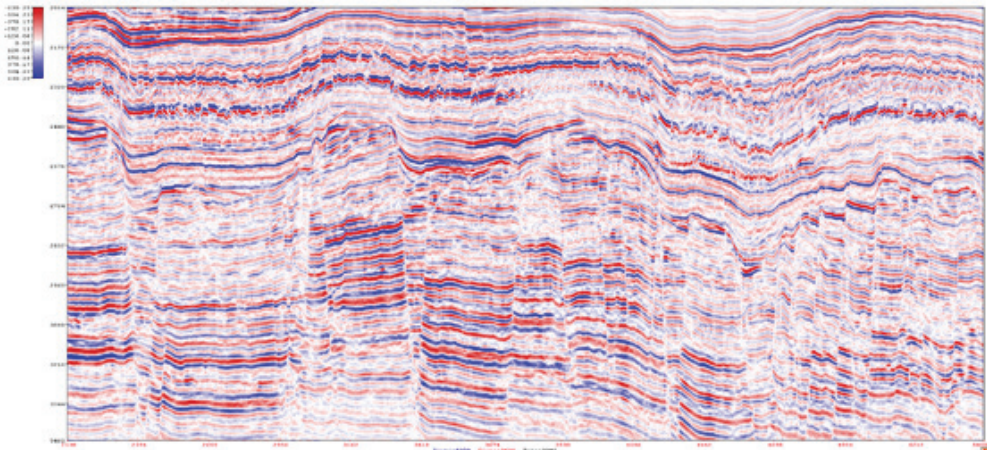


Рисунок 4. Фрагмент исходного временного сейсмического разреза

На первом этапе применение нейросетевого алгоритма позволило значительно повысить отношение сигнал/шум, сохранив при этом вертикальную разрешённость разреза (рис. 5). По амплитудным спектрам можно заметить небольшое подавление амплитуд на высоких

частотах, что объясняется фильтрацией высокочастотных помех. Помимо этого, описанный подход позволил повысить детальность определения зон разрывов в местах наличия разломов, что отражается на устойчивости построения специальных атрибутов на следующих этапах.

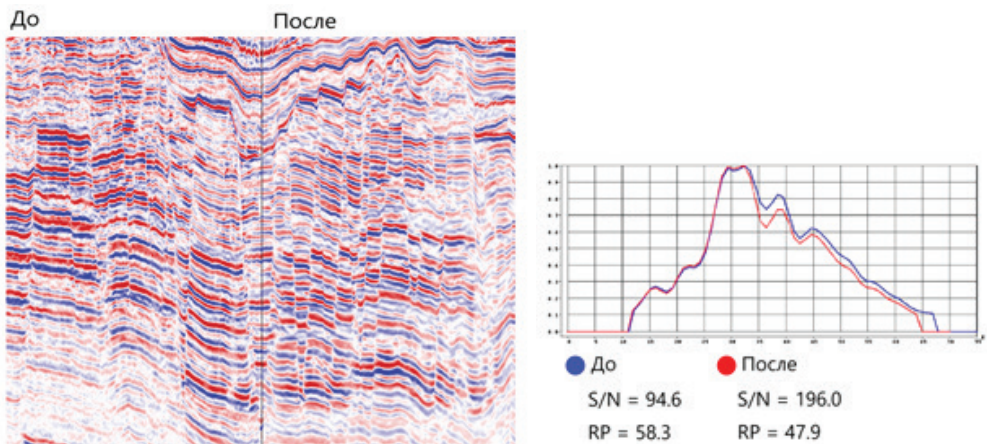


Рисунок 5. Результат применения процедуры повышения качества сейсмических изображений

На втором этапе были получены атрибуты вероятности наличия тектонических деформаций, которые затем использовались в качестве основы для анализа разломной модели и прогноза системы нарушений (рис. 6). Результативная модель оценивалась по соответствию горизонтальным и вертикальным срезам сейсмических амплитуд и атрибутов. Учет

атрибута вероятностного распределения систем нарушений позволил однозначно выделить в общей системе нарушений 2 подсистемы, речь о которых шла выше. В данном случае применение новой технологии позволило обновить геологические представления об особенностях тектонического строения района и получить более детальную модель.

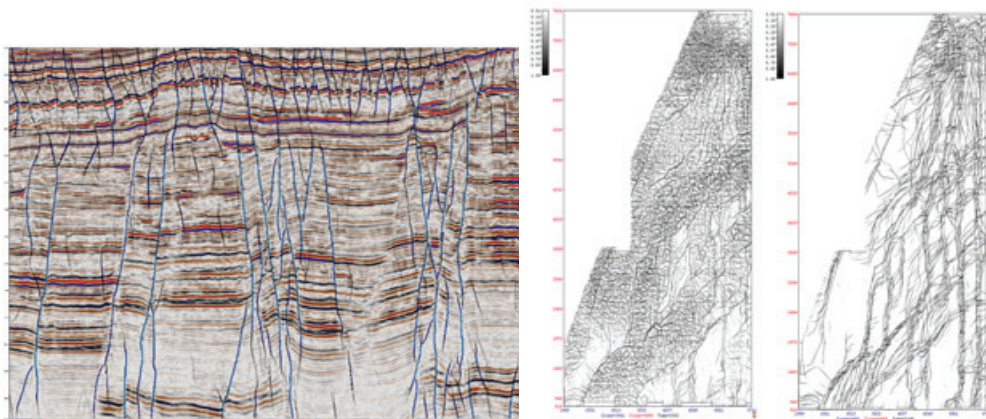


Рисунок 6. Результаты построений атрибута вероятности наличия разломов

Выводы

Новый подход к решению задач структурной интерпретации на базе технологий искусственного интеллекта обладает комплексом преимуществ над стандартными аналитическими методами за счет повышенной устойчивости к качеству исходных данных, возможности упрощения этапа интерпретации, оптимизации временных затрат и получения высококачественного результата при работе с материалами высокой степени сложности.

Опыт практического применения нового метода на сегодняшний день сформировал полноценное представление о его возможностях, которые наряду с другими прикладными решениями могут обеспечить базу для создания новых интегрированных систем применения искусственного интеллекта при решении геолого-геофизических задач. Привлечение предварительно обученных нейронных сетей на различных этапах реализации производственного проекта открывает перспективы для существенного снижения доли субъективизма каждого варианта интерпретации и повышения полноты представлений о геологическом строении района исследований.

Опыт использования технологий

Вышеописанные алгоритмы улучшения качества пост-стек сейсмике и вероятностного прогноза тектонической модели успешно прошли апробацию и регулярно используются в производственном цикле

работ ведущих российских нефтегазовых и сервисных компаний.

Среди таких компаний можно выделить: ПАО «НК «Роснефть» (РН-КрасноярскНИПИнефть (на данных Восточной Сибири), РН-Тюменский нефтяной научный центр (на данных Тимано-Печерской НГП), ПАО «Сургутнефтегаз» (на данных Западной Сибири), ООО «РИТЭК» и ООО «ЛУКОЙЛ-Инжиниринг» (Волго-Уральская НГП), ПАО «ГЕОТЕК Сейсморазведка» (на данных Западной Сибири) и др. Сегодня инструменты на основе машинного обучения проходят апробацию в крупных международных нефтегазовых компаниях, таких как Conoco Phillips, Santos, Eni, CNOOC, PetroChina и др.

Наиболее успешные результаты достигнуты в ходе реализации проектов с привлечением интегрированного блока решений на базе Искусственного интеллекта в комплексе со стандартными алгоритмическими решениями и методическими подходами к решению задач интерпретации данных сейсморазведки. Применение таких комплексных подходов, особенно в регионах со сложным геологическим строением, позволяет недропользователям и сервисным компаниям значительно увеличить достоверность и скорость построения структурно-тектонической модели, детализировать результаты интерпретационных проектов, а также проектов по сопровождению обработки данных сейсморазведочных работ, и, как результат, снизить риски при бурении.

Список использованной литературы

1. Xing Zhao, Ping Lu, Yanyan Zhang, Jianxiong Chen, and Xiaoyang Li. Swell-noise attenuation: A deep learning approach. – The Leading Edge, 2019, v. 38, № 12, p. 934-943.
2. Xiong W., Ji X., Ma Y., Wang Y., AlBenHassan N.M., Ali M.N., and Luo Y. Seismic fault detection with convolutional neural network. – Geophysics, 2018, v. 83, №. 5, p. O97–O103.
3. Wu X., Shi Y., Fomel S., Liang L., Zhang Q., and Yusifov A. FaultNet3D: Predicting fault probabilities, strikes and dips with a common CNN. – IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019.

ТЕКТОНИКАЛЫҚ МОДЕЛЬ БОЛЖАМЫНЫҢ ЖИНАҚТАЛУЫНАН ЖӘНЕ АНЫҚТЫҒЫНАН КЕЙІН СЕЙСМИКАЛЫҚ ДЕРЕКТЕРДІҢ САПАСЫН АРТТЫРУ МІНДЕТІ МЫСАЛЫНДА СЕЙСМИКАЛЫҚ БАРЛАУ ЖҰМЫСТАРЫНЫҢ ДЕРЕКТЕРІН КИНЕМАТИКАЛЫҚ ТҮСІНДІРУДІҢ ЦИФРЛЫҚ КӨМЕКШІЛЕРІН ПАЙДАЛАНУҒА КӨШУ

П.А. Авдеев, А.К. Базанов, И.И. Ефремов, Р.Ф. Мифтахов

«ГридПоинт Дайнамикс» ААҚ, Мәскеу қ-сы, Ресей

Қазіргі заманғы сейсмикалық барлаудың алдында, геологиялық жағдайы күрделі өңірлерде процестерді автоматтандыру және жұмыс нәтижелерінің дұрыстығын арттыру міндеттері бұрынғыша тұр. Сейсмикалық барлау жұмыстарының циклінде кинематикалық түсіндіру кезеңі маңызды орын алады, оның басты мақсаты геологиялық қиманың құрылымдық ерекшеліктерін толық түсіну және нақты зерттеу аймағының негізделген геологиялық моделін алу болып табылады.

Жұмыстың осы кезеңіндегі қателік бағасы өте жоғары, бірақ түсіндіру процестері айтарлықтай еңбекті қажет етеді, ал нәтижелерде қателіктер жиі кездеседі. Стандартты алгоритмдер мен әдістемелік тәсілдер қойылған міндеттердің толық спектрін шешуді толық көлемде қамтамасыз етпейді, бұл сейсмикалық барлау деректерін интерпретациялаудың жаңа тәсілдерін іздеу қажеттілігін негіздейді.

Соңғы жылдары өндірістік мәселелерді шешу үшін жасанды интеллект мүмкіндіктерін тарту мәселелері көбірек қызығушылық тудыруда. Машиналық оқыту және терең нейрондық желілер арқылы жасанды интеллектті қолдануға негізделген сейсмикалық барлау деректерін кинематикалық түсіндіру кезеңінің міндеттерін шешудің жаңа тәсілдері ұсынылады:

– бастапқы сейсмикалық материалдың сапасын жақсарту және құрылымдық түсіндіру кезеңін жеңілдету үшін жиынтық сейсмикалық деректердің тұрақты емес кедергілерін жою технологиясы;

– бұзушылық жүйелерін ықтималды болжау және толық тектоникалық модель алу технологиясы.

Теориялық негіздер ұсынылған және әртүрлі геологиялық жағдайларда құрылымдық құрылыстар кезеңінде субъективизмді және уақыт шығындарын айтарлықтай қысқарту үшін интерпретация кезінде нейрондық желілерді пайдаланудың артықшылықтарын растайтын нақты өндірістік жобалар сериясында технологияларды қолдану нәтижелері көрсетілген.

Негізгі сөздер: сейсмикалық интерпретация, тектоникалық бұзылулар, сейсмикалық жазудың шу әсерлері, тектоникалық модель, автоматика, жасанды интеллект, машиналық оқыту, терең нейрондық желілер, әдістеме.

TRANSITION TO THE USE OF DIGITAL ASSISTANTS IN THE KINEMATIC INTERPRETATION OF THE DATA OF SEISMIC EXPLORATION BY THE EXAMPLE OF THE PROBLEM OF IMPROVING THE QUALITY OF SEISMIC DATA AFTER SUMMATION AND RELIABILITY OF THE TECTONIC MODEL FORECAST

P.A. Avdeev, A.K. Bazanov, I.I. Efremov, R.F. Miftakhov

GridPoint Dynamics LLC, Moscow, Russia

Modern seismic exploration still faces the challenges of automating processes and increasing the reliability of work results, especially in regions with complex geological conditions. An important place in the cycle of seismic surveys is occupied by the stage of kinematic interpretation, the main purpose of which is a detailed understanding of the structural features of the geological section and obtaining a reasonable geological model of a particular region of study.

The cost of an error at this stage of the work is quite high, but the interpretation processes require significant labor costs, and the results often contain errors. Standard algorithms and methodological approaches do not fully provide solutions to the full range of tasks, which necessitates the search for new approaches to the interpretation of seismic data.

In recent years, there has been increasing interest in attracting the capabilities of artificial intelligence to solve production problems. New approaches to solving the problems of the stage of kinematic interpretation of seismic data based on the use of artificial intelligence through machine learning and deep neural networks are proposed:

- technology of elimination of irregular noises of the total seismic data to improve the quality of the initial seismic material and simplify the stage of structural interpretation;*
- technology of probabilistic forecast of disturbance systems and obtaining a detailed tectonic model.*

Theoretical foundations are presented and the results of applying technologies on a series of real production projects are demonstrated, which confirm the advantages of using neural networks in interpretation to eliminate subjectivity and significantly reduce time costs at the stage of structural constructions in various geological conditions.

Keywords: seismic interpretation, tectonic faults, noise effects of seismic recording, tectonic model, automation, artificial intelligence, machine learning, deep neural networks, methodology.

Информация об авторах

Авдеев Павел Алексеевич – ведущий геофизик, p.avdeev@geoplat.com.

Ефремов Игорь Иванович – генеральный директор, i.efremov@geoplat.com.

Мифтахов Руслан Фанисович – технический директор, r.miftakhov@geoplat.com.

Базанов Андрей Константинович – директор департамента развития бизнеса, a.bazanov@geoplat.com.

ООО «ГридПоинт Дайнамикс», г. Москва, Россия