

ТЕХНОЛОГИЯ ВЫДЕЛЕНИЯ СЕЙСМООБРАЗОВ С ПРИМЕНЕНИЕМ АЛГОРИТМОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА НА ПРИМЕРЕ КАРТИРОВАНИЯ РИФОВ

В.Д. Уржумов¹, А.А. Козяев¹, Н.В. Ковальчук¹, П.А. Авдеев², А.К. Базанов², И.И. Ефремов², Р.Ф. Мифтахов²

¹ ООО «РН-КрасноярскНИПИнефть»

² ООО «ГридПоинт Дайнамикс»

Введение

На сегодняшний день технологии интерпретации данных сейсморазведки включают в себя достаточно большой набор инструментов и методик для решения самых разных геологических задач. Однако, несмотря на свое многообразие, инструментарий интерпретатора зачастую характеризуется сложностью настройки, не обеспечивает необходимую скорость и детальность получения результата, что в дальнейшем негативно влияет на результаты выполнения проектов и программ ГРП в целом.

Отдельного внимания заслуживает задача выделения рифов по сейсмическим данным, которая продолжает оставаться задачей повышенной сложности уже на протяжении многих лет. Сейсмические признаки обнаружения данных тел весьма неоднозначны и, несмотря на большое количество исследований в данной области, степень обоснованности их прогноза по сейсмическим данным еще далека от уверенной.

Таким образом, возникает необходимость продолжения поиска новых методик и инструментов для снижения рисков и неоднозначностей при интерпретации рифовых тел. Компания-разработчик линейки программных комплексов Geoplat (ООО «ГридПоинт Дайнамикс») совместно со специалистами компании ООО «РН-КрасноярскНИПИнефть» предлагают принципиально новый подход к решению данной задачи – технологию выделения сейсмообразов через искусственный интеллект и нейронные сети.

Теория метода

В основе алгоритма лежит предобученная нейросеть архитектуры U-Net, на основе энкодера-декодера. U-Net широко используется для задач сегментации изображений, когда нужно выделить области изображения, принадлежащие разным классам. Например, на сегодняшний день сети данной архитектуры уже успешно применяются при решении задач сегментирования соляных тел [1].

Входными данными для обучения нейронной сети являются размеченные на фрагментах сейсмических разрезов границы изучаемых объектов, в данном случае – рифов. Наиболее эффективным способом получения больших массивов данных для качественного обучения является генерация синтетических датасетов: при их создании реализована возможность комбинирования более 200 степеней свободы формирования модельных разрезов, нарушений, шумов, а главное, целевых сейсмообразов различного характера, что позволяет получать на выходе сотни тысяч уникальных вариативных моделей сейсмической волновой картины. Таким образом, на выходе каждый датасет представлен набором квазипараллельных отражающих границ, деформированных, зашумленных и осложненных наличием одного или нескольких сейсмообразов (рис. 1).

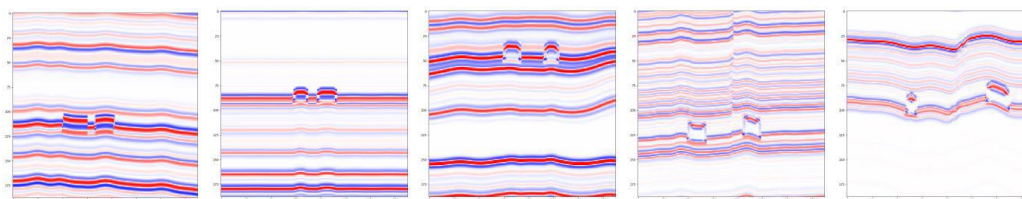


Рис 1. Примеры модельных (синтетических) фрагментов сейсмической записи с сейсмообразами рифогенных построек.

В ходе обучения многослойная свёрточная нейронная сеть анализирует фрагментированные участки данных и накапливает базу признаков наличия искомого сейсмообраза. Также существует

возможность дообучения нейросети на основе нескольких разрезов конкретного участка работ, размеченных интерпретатором вручную.

Обученная таким образом сеть способна по набору признаков, сформированным в процессе обучения, предсказывать точное положение искомого тела в структурах. Результатом работы алгоритма являются разрезы атрибута «вероятность наличия сейсмообраза» в диапазоне изменений от 0 до 1.

Примеры практического применения

В данной работе мы продемонстрируем пример практического применения предлагаемой методики: решим задачу выделения сейсмообразов на примере рифовых тел на выбранном массиве сейсмических данных.

Для примера выбрана серия участков в пределах территории Сибирской платформы, где основные перспективы осинского горизонта (пласт Б1) связаны с наличием рифогенных построек (рис. 2) [2, 3]. На лицензионных участках ПАО «НК» Роснефть» рифогенные постройки имеют большое распространение, в пределах лицензионных участков Иркутской области стартовые дебиты в среднем $Q_r=90-350$ тыс.м³/сут., $Q_n=380-580$ м³/сут. (Преображенский участок). На Среднеботуобинском месторождении были закартированы так называемые кольцевые аномалии. В 2019 г. была проведена опытно-промышленная разработка осинского пласта и в горизонтальной скважине, пробуренной в кольцевую аномалию, было получено 138 м³/сут нефти.

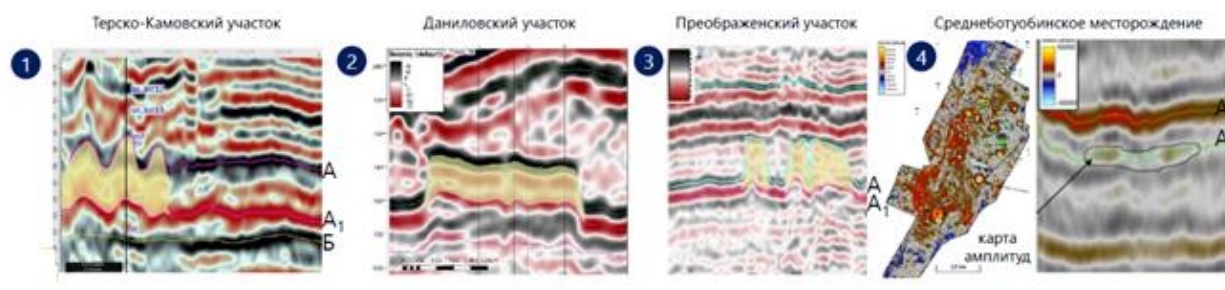


Рис 2. Участки работ с выделенными рифогенными постройками.

Сейсмообразы рифогенных построек на данных участках характеризуются отличительной изометричной округлой формой объектов (морфологией), амплитудой, частотой и могут быть описаны по нижеперечисленным критериям, опознаны и выделены интерпретатором (рис. 3).

объект	Морфология	Амплитуда	Частота	Когерентность	Текстура	Визуализация
Риф	Изометричный объект округлой формы	Увеличенная в кровле, пониженная в подошве	Пониженная	Пониженная по краям	Неоднородная внутри	

Рис 3. Характеристика изучаемого сейсмообраза.

В качестве входных данных для дообучения предварительно обученной на синтетике модели нейронной сети было выбрано 4 линии сейсмических профилей и 5 линий сейсмического 3D куба в пределах участка работ, на которых вручную был локализован целевой сейсмообраз. Была поставлена задача выполнить дообучение модели сети на этих данных и предсказать атрибут вероятности наличия рифов на полном массиве сейсмических данных в пределах участка исследований.

В итоге модель смогла качественно оконтурить искомые объекты внутреннего паттерна волнового поля. На рисунке 4 изображен фрагмент вертикального разреза и срез атрибута вероятности рифов, посчитанного моделью, с наложением на контура объектов, выделенные по результатам ручной интерпретации. На качественном уровне можно отметить довольно надежное выделение построек. По большей части, выделенные нейронной сетью ложные объекты приурочены к зоне влияния верхней части разреза.

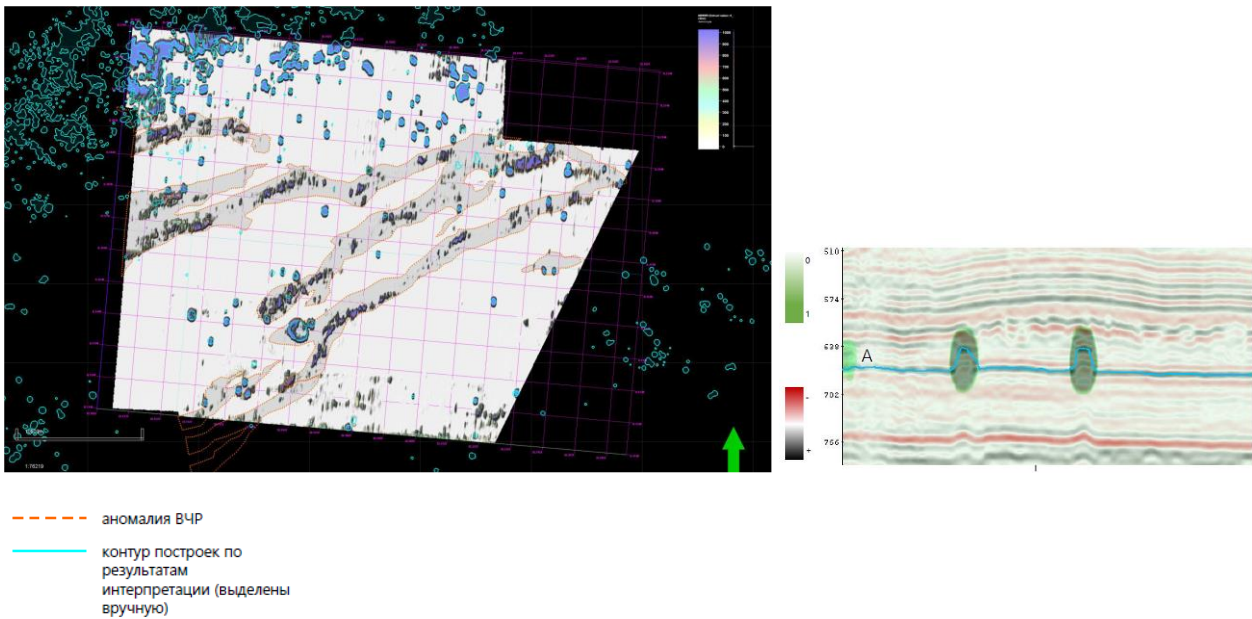


Рис 4. Результаты распознавания рифов.

Для проверки правильности рассчитанного атрибута оценивались доли корректно и некорректно выделенных зон наличия и отсутствия рифов [4]. Были выявлены зоны, соответствующие верно предсказанным элементам (TP) и их отсутствию (TN), ложно предсказанным элементам (FP) и не предсказанным элементам (FN). Иллюстрация результата проверки, а также матрица несоответствий приведены на рисунке 5.

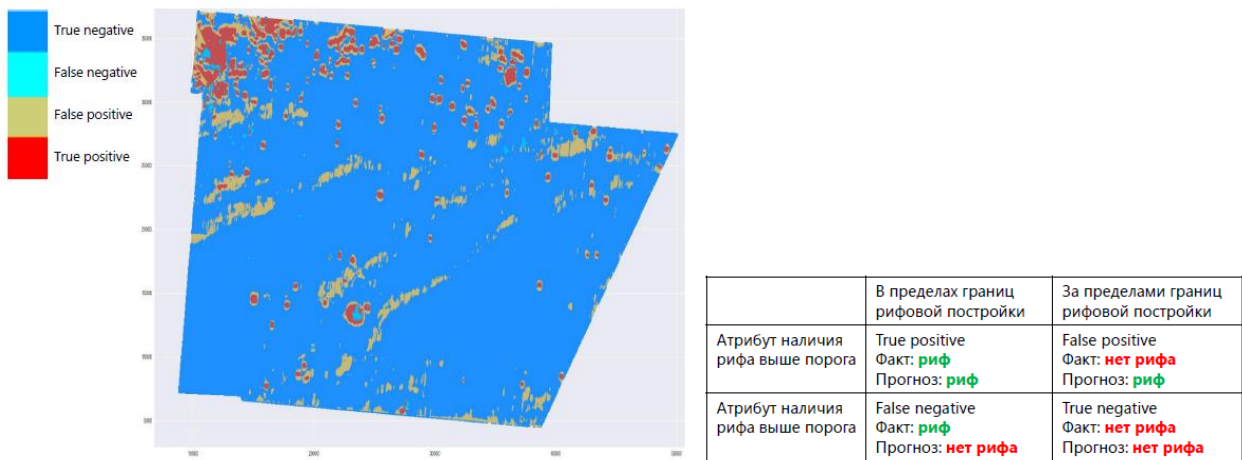


Рис 5. Результаты проверки правильности рассчитанных кубов вероятности наличия рифов.

Выводы

Технология автоматического выделения сейсмообразов на основе машинного обучения положительно проявила себя при решении задачи картирования рифов на серии участков в пределах территории Сибирской платформы. С её применением удалось подтвердить большинство объектов, ранее закартированных экспертами-интерпретаторами, и определить зоны вероятного наличия рифов, не выделенных вручную. При этом стоит отметить, что получаемые атрибуты вероятности не заменяют, а дополняют труд интерпретатора. В перспективе, их использование должно позволить повысить эффективность интерпретации, за счёт автоматизации рутинных процессов и использования всей полноты данных.

Список литературы

1. Yunzhi Shi, Xinming Wu, and Sergey Fomel. SaltSeg: Automatic 3D salt segmentation using a deep convolutional neural network: Interpretation 7(3):SE113-SE122 – April 2019
2. Анциферов А.С., Бакин В.Е., Варламов И.В. и др. Геология нефти и газа Сибирской платформы. – М. : Недра, 1981. – 552 с.
3. Мельников Н.В., Асташкин В.А., Килина Л.И., Шишкин Б.Б. Палеогеография Сибирской платформы в раннем кембрии. Палеогеография фанерозоя Сибири. – Новосибирск : СНИИГГиМС, 1989. – С. 10–17.
4. Ванеев, О. Н., Протодьяконов А. В., Кудяева И.В. "Сопоставление эффективности оценщиков точности алгоритмов машинного и глубокого обучения при решении прикладной задачи искусственного интеллекта." Инновации. Наука. Образование 32 (2021): 1105 1115.