ИСПОЛЬЗОВАНИЕ РАЗЛИЧНЫХ ВИДОВ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ПРОГНОЗА КОЛЛЕКТОРСКИХ СВОЙСТВ НЕОКОМСКОГО ИНТЕРВАЛА РАЗРЕЗА В ЗАПАДНО-СИБИРСКОМ РЕГИОНЕ

Лаврик А.С. *, Федотов М.Н. *, Кузнецова Л.С. *, Петрова С.М. *, Исаков Д.В. **

(*ОАО «ЦГЭ», **ОАО «ТНК-ВР Менеджмент»)

Особую сложность в Западно-Сибирском регионе представляет поиск пластов-коллекторов, мощность которых мала по сравнению с разрешающей способностью метода ОГТ. Отражения от кровли коллектора, межфлюидного контакта и подошвы коллектора в межскважинном пространстве обычно интерферируют друг с другом, образуя сложные отражения с различными изменениями фаз и амплитуд в результате разнообразной интерференции составляющих волн [2].

Одним из способов качественной и количественной оценки мощности коллектора, а также его пористости является статистический анализ простых и комплексных сейсмических атрибутов совместно со скважинной информацией.

Для проведения такого анализа необходимо провести поиск оптимальных атрибутов для каждого отдельного пласта.

Оптимальные сейсмические атрибуты и петрофизические параметры регулярной сети скважин подаются на вход множественной регрессии или нейронной сети для получения прогнозного петрофизического параметра.

Главным достоинством *1* способа вычисления прогнозного параметра *по методу множественной регрессии*, является его простота. Однако у метода есть существенные недостатки.

Многослойная нейронная сеть (MultiLayerPerseptron (MLP)) является одной из самых распространенных [1]. Сеть MLP позволяет выполнить глобальную аппроксимацию на основе обучения на исходном наборе данных. В процессе обучения многослойная нейронная сеть меняет значения своих весов, пытаясь минимизировать выходную ошибку. Количество слоев и нейронов подбирается исходя из сложности задачи и, в основном, путем тестирования. Увеличение числа нейронов и слоев ведет к усложнению итоговой зависимости, что, однако, не всегда приводит к хорошим результатам.

Построение карты прогнозного параметра при помощи обобщенно-регрессионной нейронной сети (GRNN) также имеет свои достоинства. Сеть GRNN проводит гладкую аппроксимацию функций при условии наличия достаточного количества исходных данных, однако при избыточном количестве информации происходит так называемое «переобучение» сети, в результате чего карта комплексного атрибута максимально приближена к значениям в точках скважин, но в межскважинном пространстве ее устойчивость оставляет желать лучшего. Отличительной чертой сети GRNN является невозможность экстраполяции аппроксимируемой функции. Единственным параметром сети, который может быть задан в пользователем в процессе решения, является ширина RBF (радиальных базисных функции) – нейронов, называемая термином «spread», которую

можно определить при помощи метода «Cross Validation» (перекрестная проверка).

Метод «Cross Validation» используется для проверки устойчивости статистических моделей. Основная идея состоит в следующем: из набора входных данных модели выбрасывается несколько точек (в данном случае скважин), таким образом, входная совокупность данных разделяется на обучающую и тестовую выборки. Выполняется построение модели на обучающей выборке (точки, оставшиеся после удаления нескольких ранее обозначенных), вычисляется погрешность определения прогнозного параметра в этих точках. Далее вычисляются значения прогнозного параметра по построенной ранее модели на тестовой выборке (выброшенные точки), а также погрешность в этих точках. Смысл метода «Cross Validation» заключается в сравнении полученных погрешностей. Описанная процедура многократно повторяется для заданного количества точек тестовой выборки: делается либо полный перебор всех возможных сечений на два непересекающихся множества (тестовая и обучающая выборки), либо случайным сечением исходного множества данных. Построенная модель будет считаться устойчивой, если при увеличении процента выброшенных точек (скважин) значения погрешностей изменяются в заданных пределах и незначительно отличаются друг от друга. Существует упрощенное понимание процедуры «Cross Validation». Из набора входных данных удаляются поочередно по одной (тестовой) точке, на оставшихся точках проводится построение модели. В удаленной точке находится погрешность модели. Результат считается хорошим, если модель достаточно точно предсказывает прогнозные значения в выброшенной точке. Но в этом случае вопрос об устойчивости алгоритма остается открытым. Определять процедуру «Cross Validation» таким образом не стоит, так как здесь теряется смысл сравнения результатов по обучающей и тестовой выборкам (перекрестной проверки).

Применение вышеописанных видов нейронных сетей, а также метода оценки устойчивости результата показали довольно хорошие результаты на ряде площадей Западной Сибири. Наилучшие результаты показала многослойная нейронная сеть: карты отличались достаточной устойчивостью и схожестью с априорной геологической моделью распространения коллектора.

ЛИТЕРАТУРА:

Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей. Москва, 2003г.
Шериф Р., Гелдарт Л. Сейсморазведка, Т.1. Москва, 1987г.