

Нейронная сеть с адаптивной архитектурой для построения скоростных моделей верхней части разреза по данным метода преломленных волн

Научный руководитель – Степанов Павел Юрьевич

Белосов Фёдор Григорьевич

Аспирант

Московский государственный университет имени М.В.Ломоносова, Геологический факультет, Кафедра сейсмометрии и геоакустики, Москва, Россия

E-mail: fedor.belousov@list.ru

В настоящее время при построении скоростных моделей ВЧР по первым вступлениям преобладают методы, основанные на инверсии годографов первых вступлений, требующих решения обратной кинематической задачи. Традиционные подходы используют упрощенные аналитические модели и требуют трудоемкой ручной работы. Данные обстоятельства приводят к тому, что построение скоростных моделей становится неточным и чрезвычайно ресурсоемким процессом.

В работе представлен подход, основанный на физически-информированных сверточных нейронных сетях (CNN) с адаптивной архитектурой. Ключевой особенностью метода является автоматический расчет параметров нейросети на основе физических характеристик сейсмического сигнала. Размер ядра свертки определяется как отношение частоты дискретизации к доминирующей частоте сигнала, что обеспечивает оптимальное соответствие архитектуры сети физике волнового процесса [1].

В представленной технологии нейросеть использует несколько видов входных данных одновременно. Каждый канал кодирует физические атрибуты сейсмической трассы: исходный сигнал, амплитудную огибающую, мгновенную частоту, энергетический атрибут и производную сигнала. Такой подход позволяет нейросети обучаться не на «сырых» данных, а на физически значимых признаках, существенно повышая точность модели.

Исследование включало сравнение результатов традиционной инверсии годографов и CNN-подхода на синтетических данных, сгенерированных с помощью 2D конечно-разностного моделирования. Для обучения использовались как чистые данные, так и данные с контролируемым добавлением белого шума и пространственно-временных гармоник, что обеспечивает устойчивость алгоритма к условиям реальной записи.

На первом этапе производилось обучение CNN на синтетических данных с известными скоростными моделями. Для сравнения традиционного подхода использовалась инверсия по методу T0. Для CNN-подхода входными данными служили полные сейсмограммы, выходом – скоростная модель, полученная в результате сейсмотомографии.

Следующим этапом исследования было применение обученной модели к новым синтетическим данным с более сложными скоростными моделями, включая среды с латеральными неоднородностями. Результаты показывают, что CNN-подход обеспечивает точность определения времен первых вступлений, сопоставимую с ручной разметкой.

Результаты демонстрируют, что физически-информированные CNN полностью автоматизируют процесс от сейсмограмм до скоростного разреза. Подход показал устойчивость к разным типам помех и способность выявлять скоростные аномалии в сложных средах.

Источники и литература

- 1) V. Das , A. Pollack , U. Wollner , T. Mukerji. Convolutional neural network for seismic impedance inversion. Geophysics, 2018, GEO-2018-0838.R1