

Определение подхода к оценке результатов работы свёрточных нейронных сетей в задаче определения разломов по сейсмическим изображениям.

Научный руководитель – Дучков Антон Альбертович

Шабалина Анастасия Васильевна

Студент (магистр)

Новосибирский национальный исследовательский государственный университет,

Новосибирск, Россия

E-mail: a.lapteva@g.nsu.ru

Одним из важных этапов интерпретации является этап выделения разломов. Разлом на сейсмическом изображении определяется по нарушению когерентности, смещению фаз, затуханию [1]. Многие из детерминированных методов не дают желаемого результата в сложных геологических обстановках. Таким образом, становится актуальным испытать методы машинного обучения для решения задачи выделения разломов на сейсмических изображениях. Целью данной работы является определение основных метрик для оценки результата работы нейронной сети, позволяющей локальное выделение разлома.

Перед нами стояла задача классификации сейсмических изображений на 2 класса: 1 - разлом, 0 - фон. В связи с несбалансированностью выборок, мы столкнулись с неоднозначностью оценки полученных результатов. Для проверки качества использовались метрики и визуальный контроль. Метрики precision (точность) и recall (полнота) не зависят от соотношения классов и потому применимы в условиях несбалансированных выборок. Обе метрики сфокусированы на положительном классе (находящемся в меньшинстве) и полезны при дисбалансе в выборках. Метрика F1 вычисляет среднее гармоническое точности и полноты, но обладает повышенной чувствительностью к небольшим вариациям. Кривые precision/recall позволяют отделить хорошо обученные классификаторы. Модель с совершенной предсказательной способностью изображается в виде точки с координатой (1,1). Классификатор без навыков будет представлять собой горизонтальную линию на графике с точностью, пропорциональной количеству положительных примеров в наборе данных. Переобученные классификаторы запоминают примеры из обучающей выборки и неспособны к восприятию новой информации и ее обработке, недообученные - обладают слабой предсказательной способностью (Рис. 1). Визуальный контроль, хоть и является эффективным, но субъективен и требует больших временных затрат на перебор всех тестируемых и обучающих изображений на предмет качества.

По итогам проделанной работы было получено, что в связи с неточностью исходной разметки данных и несбалансированностью выборки, выбор метрик для оценки неоднозначен. Для контроля качества классификации нами были использованы классические метрики precision и recall, а также их графическое представление. Кривые дают наглядное представление качества полученных результатов и позволяют определить предсказательную способность модели сети. Визуальный контроль, в связи с субъективностью оценки и временными затратами, является не приоритетным методом для контроля качества полученных результатов.

Источники и литература

- 1) Donald O.Herron (2017). First steps in Seismic Interpretation// Geophysical monograph series number 16. – p1-30, p83-105.

Иллюстрации

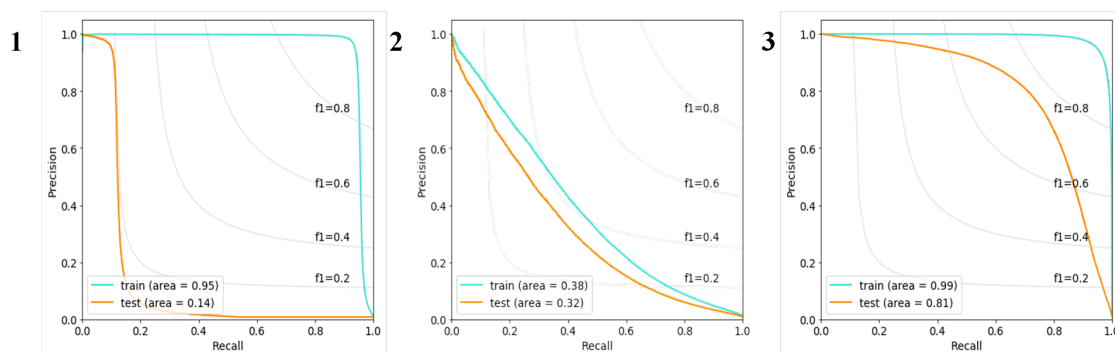


Рис. 1. Кривые precision/recall: 1.Переобучение модели: по обучающим данным видим результат высокого качества, на тесте - результат, близкий к нулю; 2. Недообучение модели: результат ниже среднего на тесте и обучении; 3. Хорошо обученная модель: результаты на тесте и обучении соизмеримы, при этом площадь под кривыми близка к 1.