

## АУГМЕНТАЦИЯ СЕЙСМИЧЕСКИХ СРЕЗОВ

Как одни из компонентов геологической структуры, разломы могут служить потенциальными каналами для перемещения и накопления нефти и газа или выявлять пространственное распределение и неоднородность подземных объектов.

Таким образом, методы идентификации разломов стали незаменимыми технологиями при интерпретации сейсмических данных. Однако сложные структуры и некачественная информация, содержащаяся в сейсмических данных, становятся неизбежными проблемами, особенно при интерпретации сверхглубоких разломов.

При обучении нейросети обнаружению паттернов разломов в срезах сейсмических данных в качестве входных данных требуются многочисленные полевые срезы сейсмокубов, а в качестве меток - соответствующие метки разломов.

Нетрудно получить многочисленные сейсмические срезы, дополняя полевые данные существующими методами аугментации данных. Однако, чтобы эффективно повысить эффективность обучения, применяемые методы увеличения данных не могут изменить семантику данных. Обычные методы увеличения данных, такие как инверсия, случайная яркость, случайное перспективные и аффинные преобразование, и искажение сетки, могут привести к тектоническому искажению, что может привести к получению геологически неприемлемых данных. Следовательно, некоторые из этих алгоритмов увеличения данных могут оказывать лишь ограниченную помощь в обнаружении неисправностей.

Для тренировки нейросети имеется размеченный датасет с 700 сейсмическими срезами и масками разломов для каждого среза примеры размеченных данных представлены на рисунке 1.

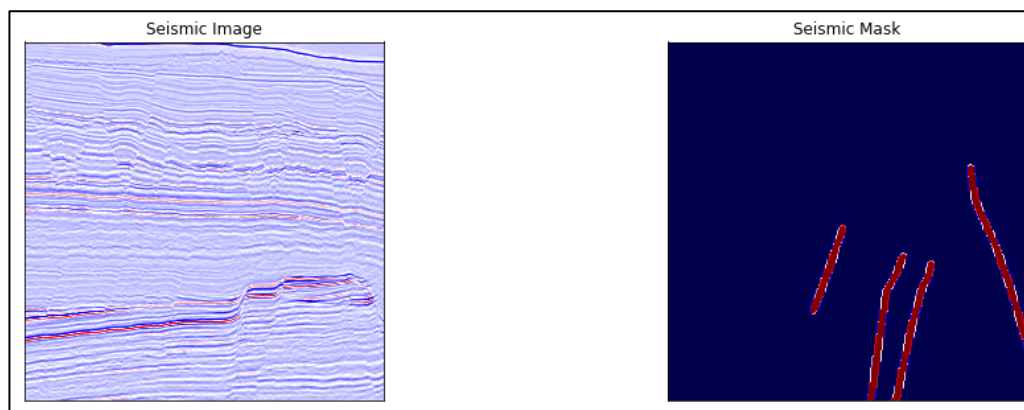


Рисунок 1 – Сейсмический срез и маска разломов

Процесс аугментации представляет собой преобразование сейсмической картины с заданной вероятностью при тренировке модели. Например, с вероятностью 30% взятый срез для обучения будет повернут на  $N$  градусов.

Как уже говорилось ранее, для аугментации данных будут использоваться только геометрические методы преобразования, т. к. все остальные методы могут привести к получению геологически неприемлемых данных. Сейсмическая картина получается не путём фотографии, а путём получения данных с датчиков, которые в свою очередь не передают яркость, зашумленность и контрастность.

Используя публичную библиотеку Albumentations, составим функцию, преобразующую сейсмический снимок с вероятностью 50% при помощи следующих методов:

- Вертикальное отображение
- Горизонтальное отображение
- Сдвиг на случайную величину
- Изменение масштаба
- Поворот на случайную величину угла

Следует также упомянуть, что все случайные величины, учитываемые в процессе аугментации лежат в определенном диапазоне, таким образом исключая возможность некорректного или не имеющего смысла преобразования.

Дабы наглядно показать суть аугментации, на рисунке 2 представлены сейсмические снимки без применения вышеупомянутых методов, а на рисунке 3 представлены уже обработанные снимки.

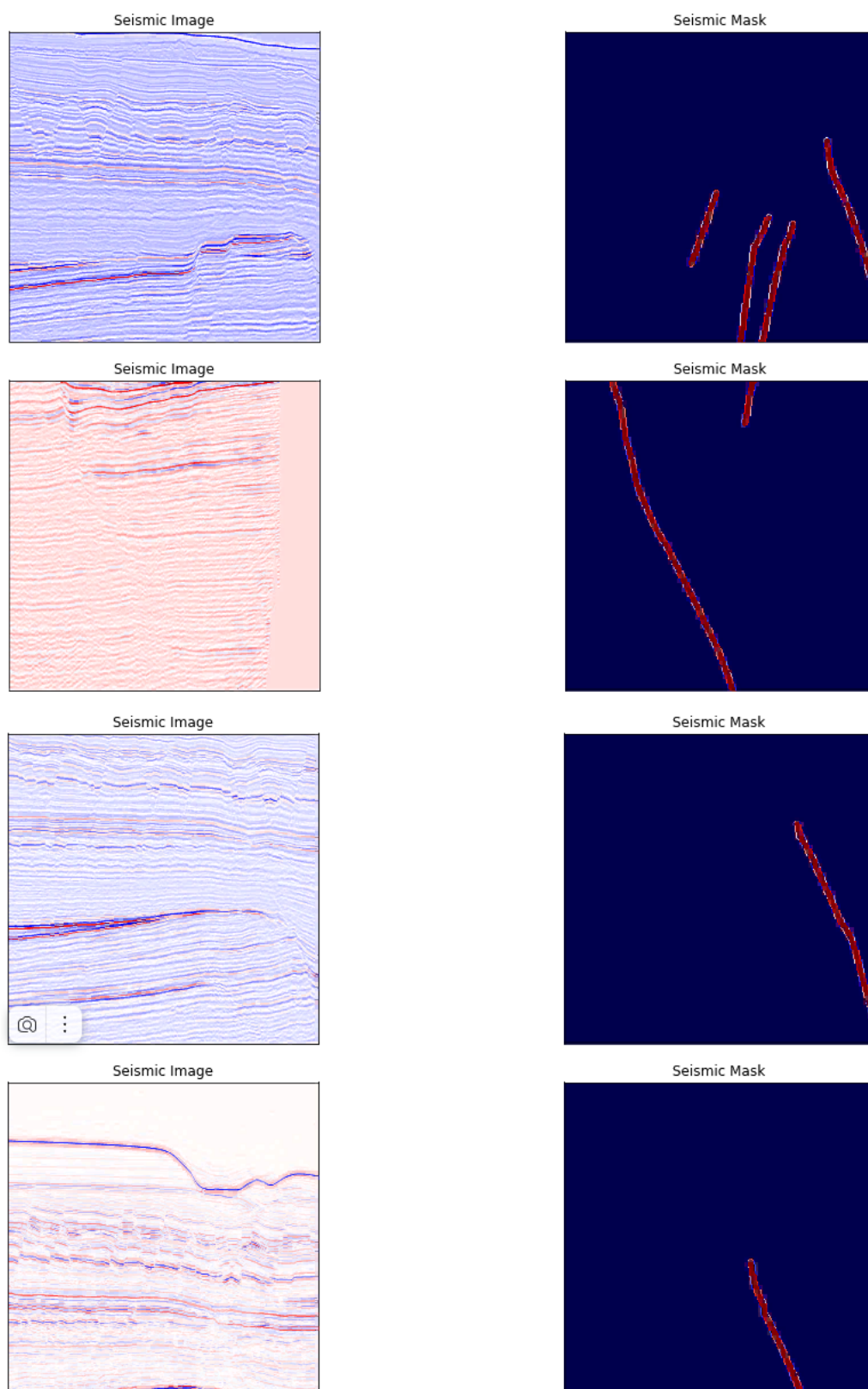


Рисунок 2 – Необработанные срезы

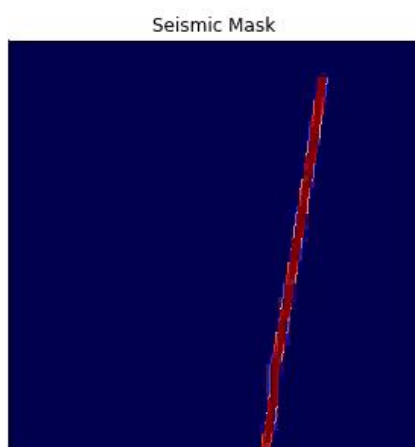
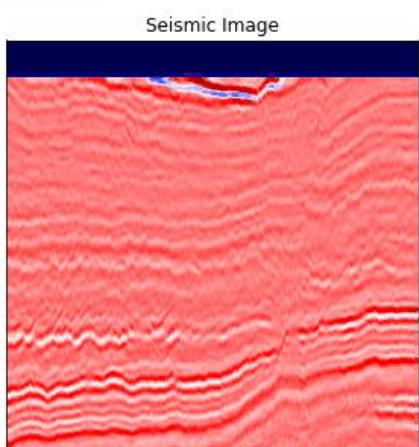
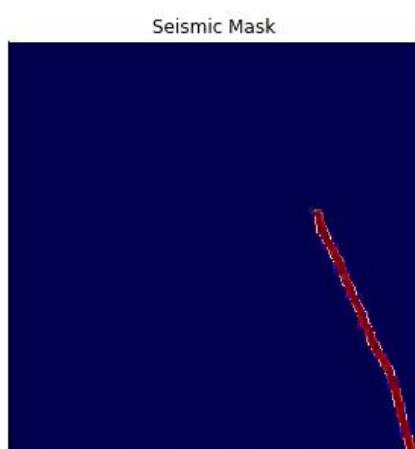
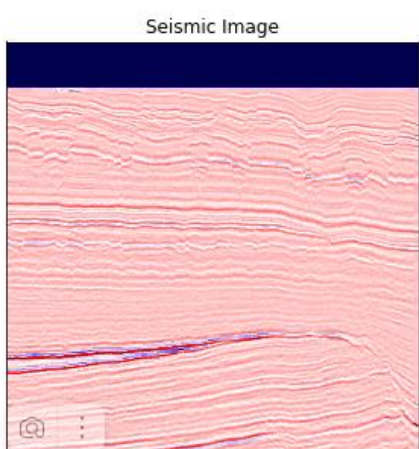
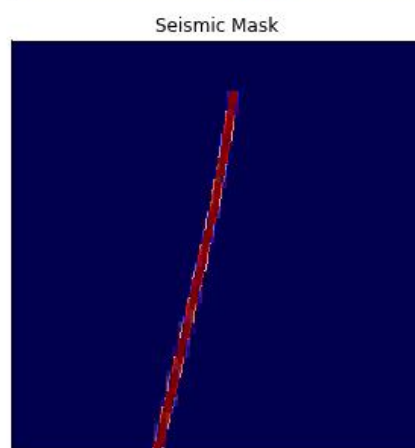
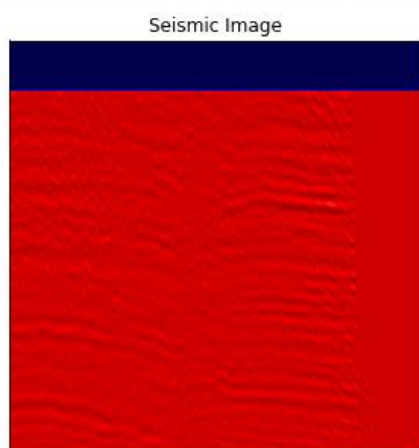
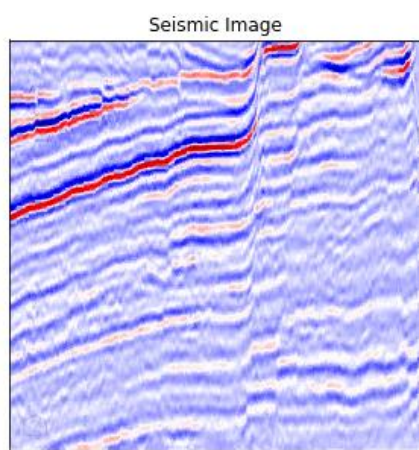


Рисунок 3 – Обработанные срезы

Далее для проверки эффективности аугментации обучим модель PSPnet с архитектурой resnet50 на двух эпохах. Для сравнения будут также приведены результаты сегментации разломов без методов аугментации и результаты сегментации обученной на аугментированной выборке модели. Результаты сегментации приведены на рисунках 4 и 5 соответственно.

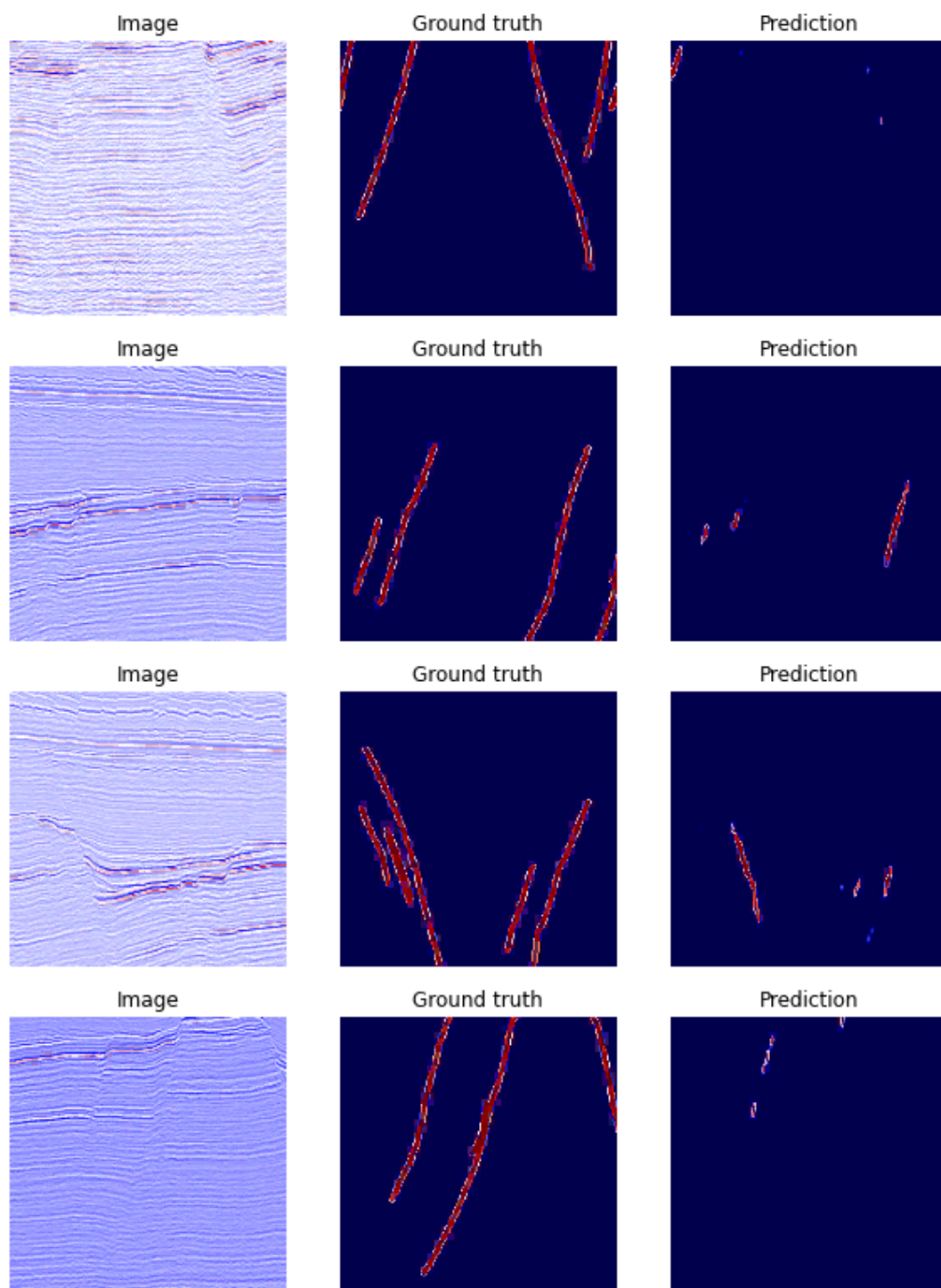


Рисунок 4 – Сегментация без аугментации

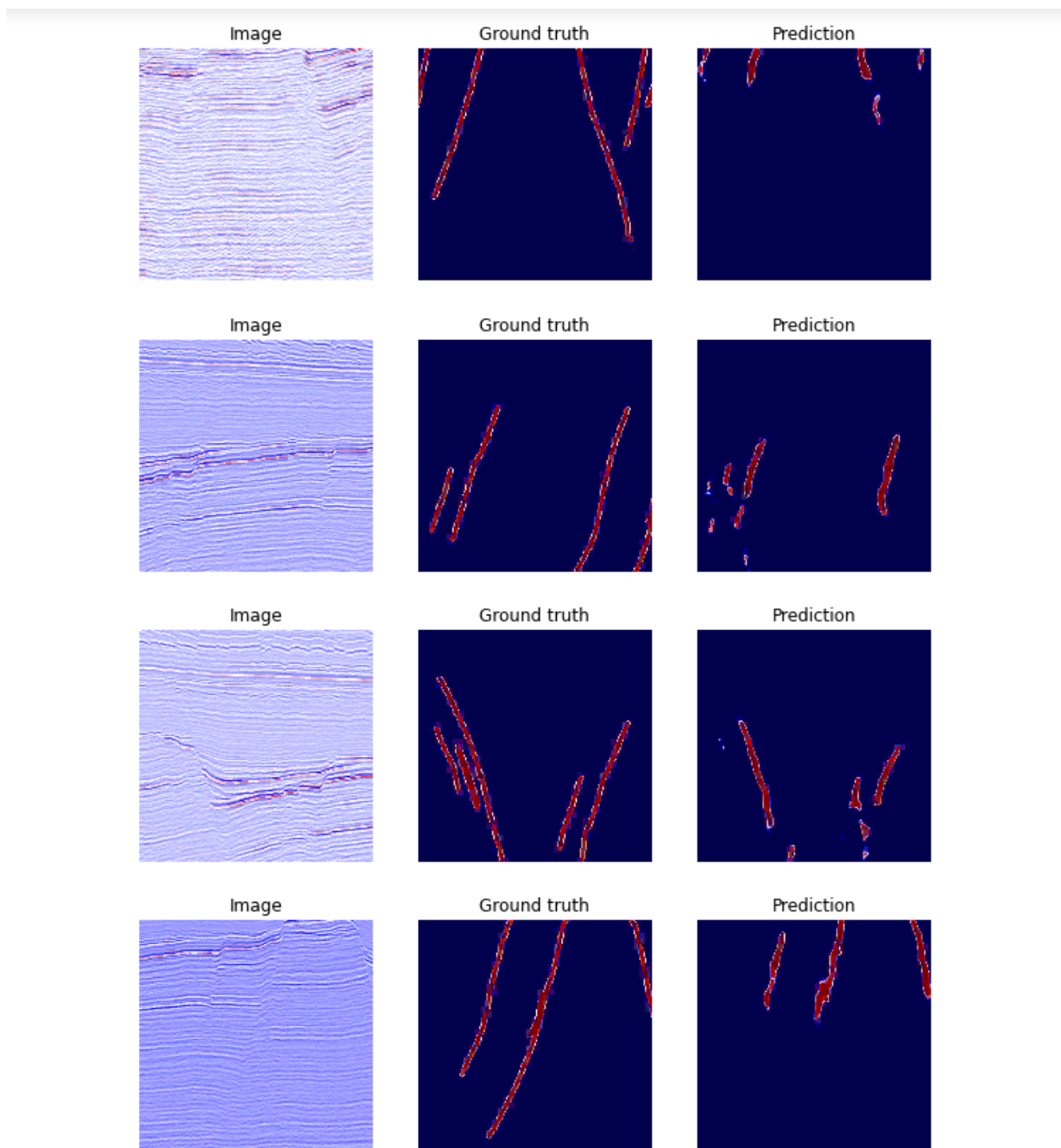


Рисунок 5 – Сегментация с аугментацией

Результат оказался вполне приемлемым, однако для более точных решений нужно обучать модель на большем количестве эпох и дополнять изначальную выборку аугментированными данными, а не заменять имеющиеся.

Хоть результаты примененного метода показывают гибкость и способность к обобщению рабочего процесса по увеличению сейсмических данных, аугментация все еще имеет ограничения. Метод увеличения структурных данных не увеличивает разнообразие форм сейсмических волн и типов шума, что может привести к переобучению.



Включение большего количества типов сейсмических шумов и использование различных методов декомпозиции формы волны в будущей работе может еще больше повысить точность модели.

Результаты распознавания разломов в этом исследовании достигаются только с помощью простой resnet архитектуры, и использование более сложных архитектур нейронных сетей в может улучшить результаты сегментации разломов.

Статья:

[https://www.researchgate.net/publication/364273554\\_Structural\\_Augmentation\\_in\\_Seismic\\_Data\\_for\\_Fault\\_Prediction](https://www.researchgate.net/publication/364273554_Structural_Augmentation_in_Seismic_Data_for_Fault_Prediction)