

Отчет

*Сегментация картин течения водородного пламени с помощью
нейронной сети Unet.*

Введение

В рамках исследования динамики горения водородо-воздушного пламени удобным инструментом являются соосные горелки, которые представляют собой две соосные трубки разных диаметров, вставленные одна в другую. Далее подбирается переходный (от ламинарного к турбулентному) режим течения при котором наблюдаются турбулентные пульсации, которые могут приводить к нарушению целостности фронта пламени.

Визуализация картин течения проводилась с помощью Шлирен-метода, типичная экспериментальная установка изображена на рисунке 1.

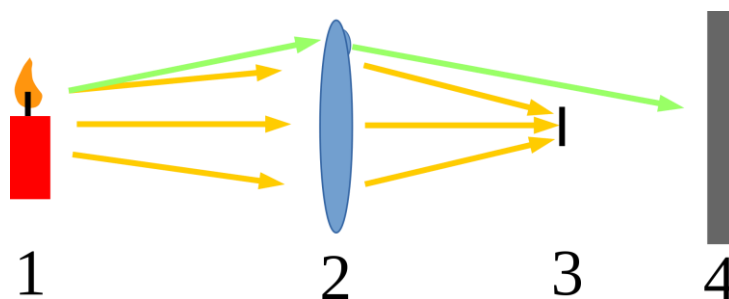


Рис.1. Экспериментальная установка Шлирен-метода.

В качестве источника освещения используется пламя горелки – 1. Для фокусировки лучей объектив – 2. Диафрагма – 3 расположена в фокусе объектива, с целью отсечь “паразитные засветки” при оптических неоднородностях среды. Таким образом, если среда оптически неоднородна (например, наличие конвективных потоков воздуха) то часть лучей (зеленая стрелка) минует диафрагму – 3 и попадет на экран – 4. При этом вариация яркости такого изображения будет соответствовать изменениям показателя преломления в конвективном потоке.

Турбулентные пульсации, приводящие к нарушению фронта пламени, возникающие в следствие ламинарно-турбулентного перехода продемонстрированы на рисунке 2.

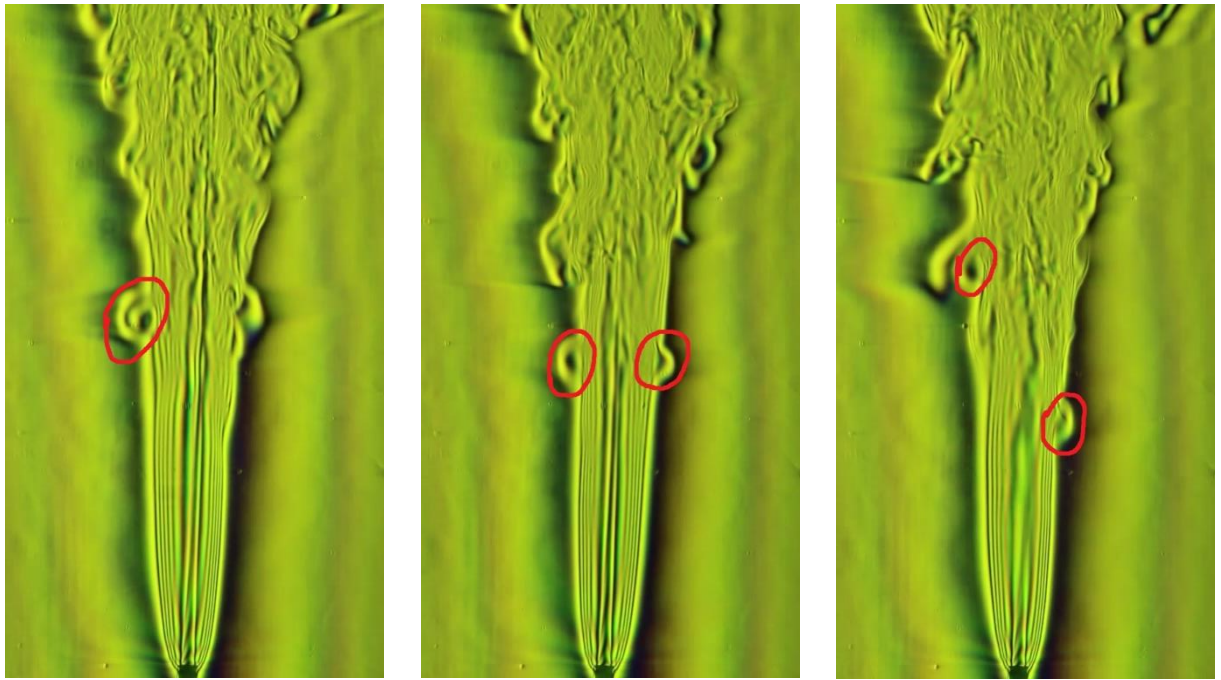


Рис.2. Турбулентные пульсации в водородо-воздушном пламени (выделены красным цветом).

На рисунке 2 в выделенных областях горения, по-видимому, не происходит. Таким образом, взаимодействие вихря с водородным пламенем приводит к нарушению целостности фронта пламени.

Поскольку для исследования взаимодействия пламя вихрь требуется достаточно большое количество кадров пламени, так как необходимо проследить за динамикой распространения возмущения, то встает задача детектирования турбулентных пятен, по изображениям пламени.

Описание метода решения

В данной курсовой работе изложенная задача решается как задача сегментации, с помощью нейронной сети Unet, архитектура которой продемонстрирована на рисунке 3.

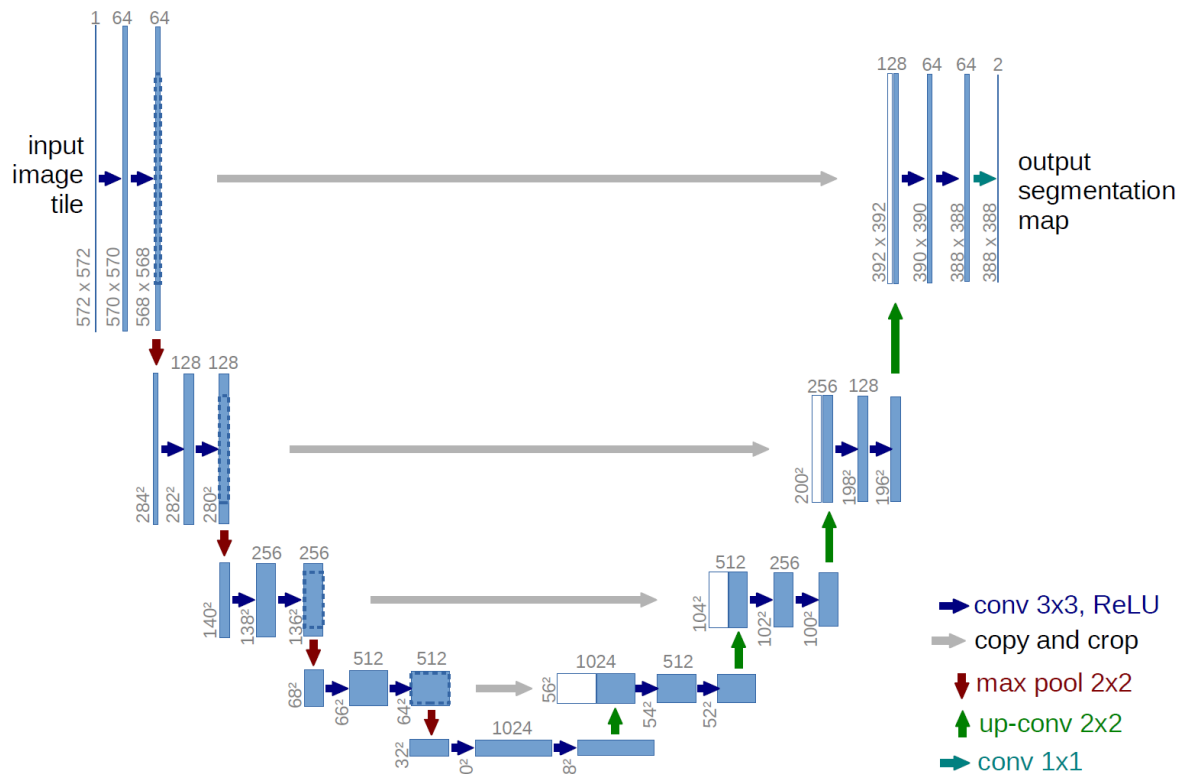


Рис.3. Архитектура нейронной сети Unet.

Архитектура сети представляет собой полносвязную свёрточную сеть типа encoding – decoding. Сеть содержит сжимающий путь (слева) и расширяющий путь (справа). На каждом шаге мы удваиваем количество каналов признаков. Каждый шаг расширяющего пути содержит слой, обратный пулингу, который расширяет карту признаков, после которого следует свертка 2x2, которая уменьшает количество каналов признаков. После идет конкатенация с соответствующим образом обрезанной картой признаков из сжимающего пути и две свертки 3x3.

Таким образом, на вход нейронной сети поступает массив изображений, соответствующий изображениям пламени с турбулентными пульсациями, на выходе получаем массив сегментированных изображений (см. рисунок 4).

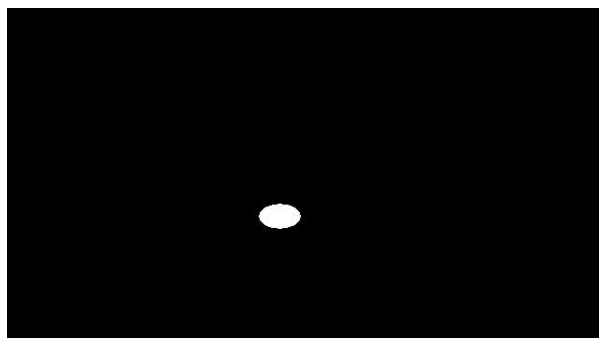
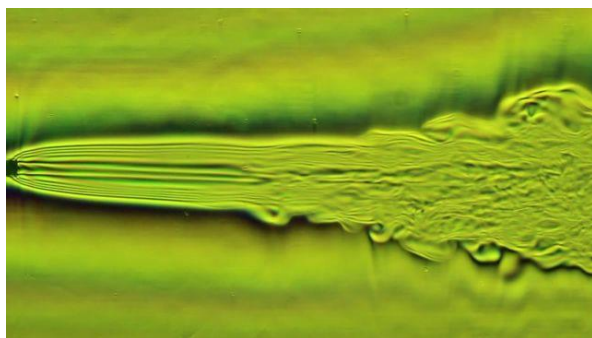


Рис.4. Исходное изображение (слева), сегментированное (справа)

Результаты

Тренировочный датасет представляет собой два массива, один из которых содержит изображения турбулентных пятен, второй - размеченные изображения. Размерность массивов (128,640,360,3), то есть 128 изображений, каждое из которых 640 на 360 пикселей по 3 канала (RGB).

Так как разметка изображений проводилась вручную, то на границе сегментированной области возникали градиенты цветов, которые скорее всего существенным образом повлияли бы на точность. Поэтому проводилась процедура бинаризации изображений.

Так как при использовании стандартной для задач сегментации функции потерь `binary_crossentropy`, модель дает высокую точность (0.99058), но при этом сегментированное изображение — это просто полностью черное изображение (так происходит в следствии не учета весов пикселей), то необходимо использовать пользовательскую функцию потерь `weighted_binary_crossentropy` (0.01 – вес для черных пикселей, 0.99 – для белых).

Процедура обучения заняла примерно 3 часа на двухъядерном ПК. Количество эпох обучения равнялось 6. Метрика точности – ассигасу. На рисунках 5,6 приведены графики зависимости точности и ошибки от числа эпох.

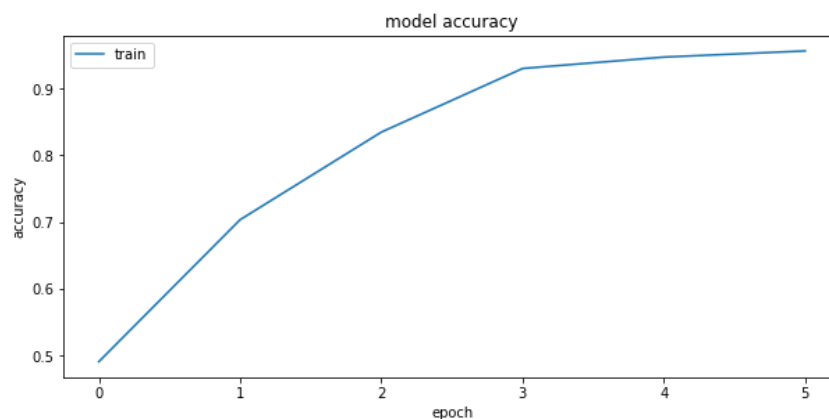


Рис.5. Точность в зависимости от числа эпох.

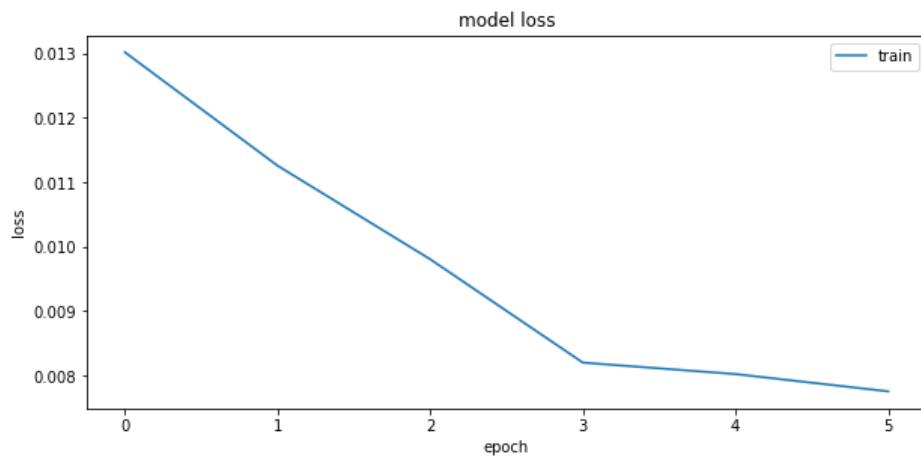


Рис.6. Ошибка в зависимости от числа эпох.

На тестовых данных результаты получились следующие (см. рис 7 – 10)

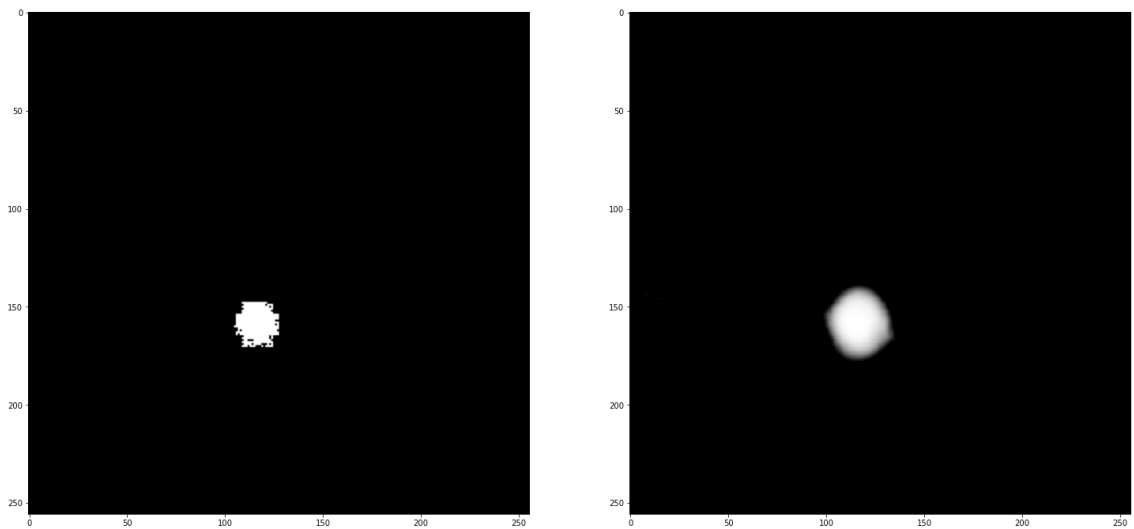


Рис.7. Слева теоретическое сегментирование, справа предсказанное.

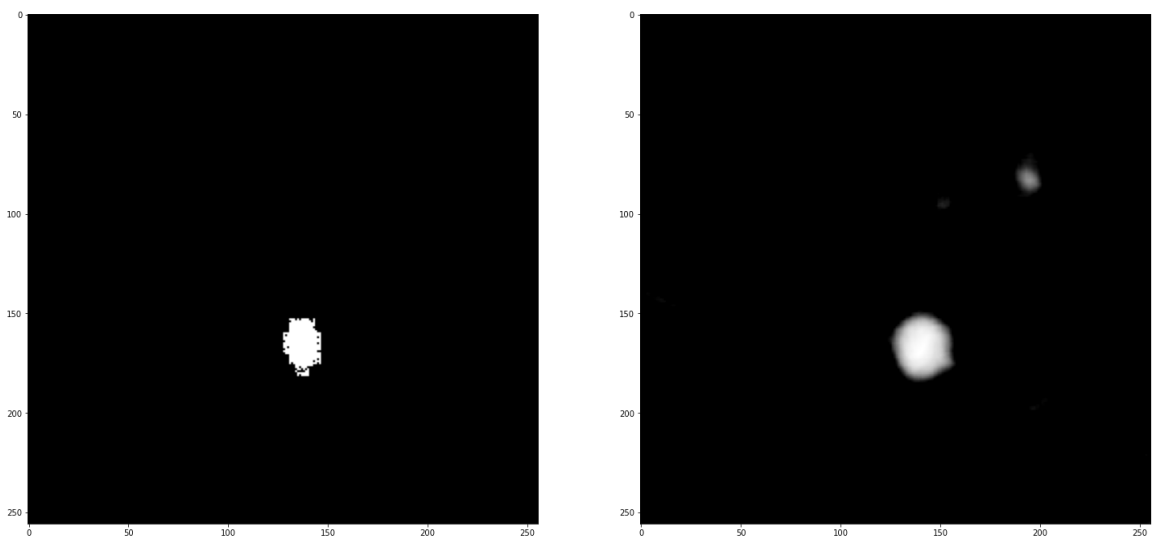


Рис.8. Слева теоретическое сегментирование, справа предсказанное.

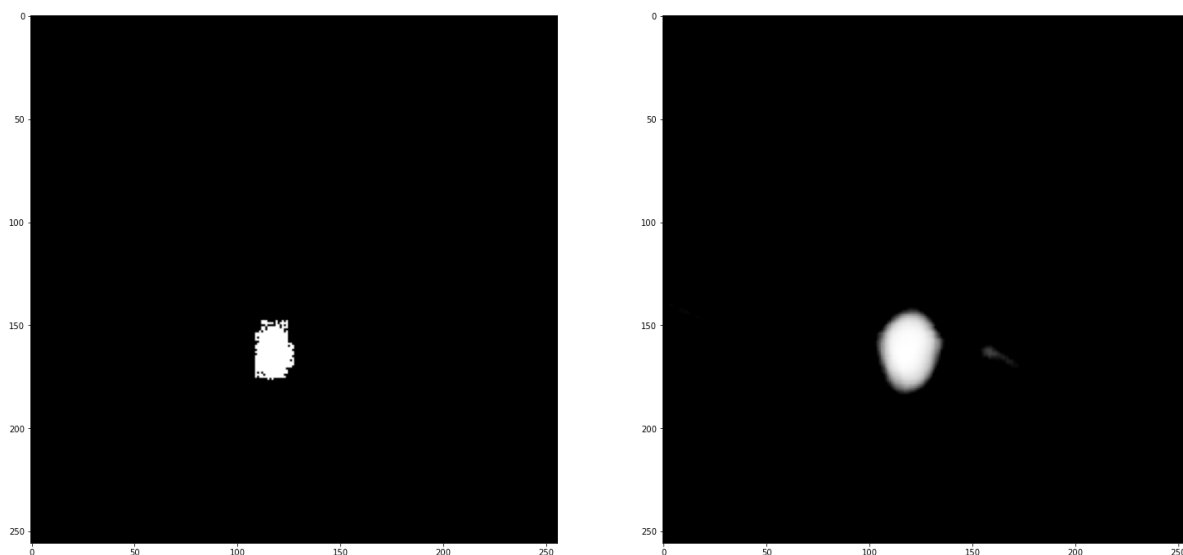


Рис.9. Слева теоретическое сегментирование, справа предсказанное.

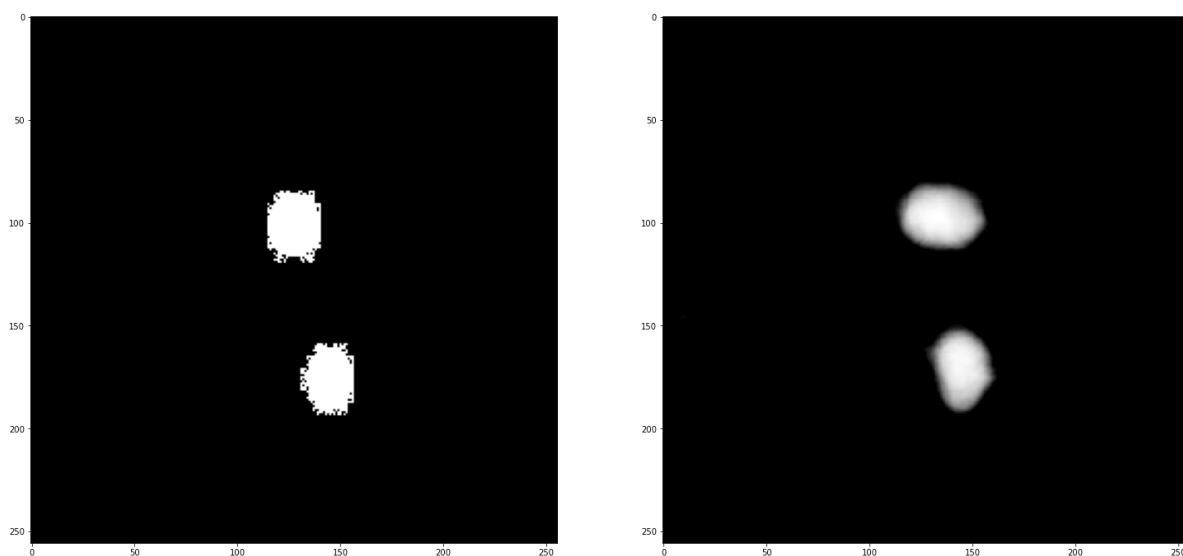


Рис.10. Слева теоретическое сегментирование, справа предсказанное.

Результаты предсказаний на безвихревом потоке (без турбулентных пульсаций):

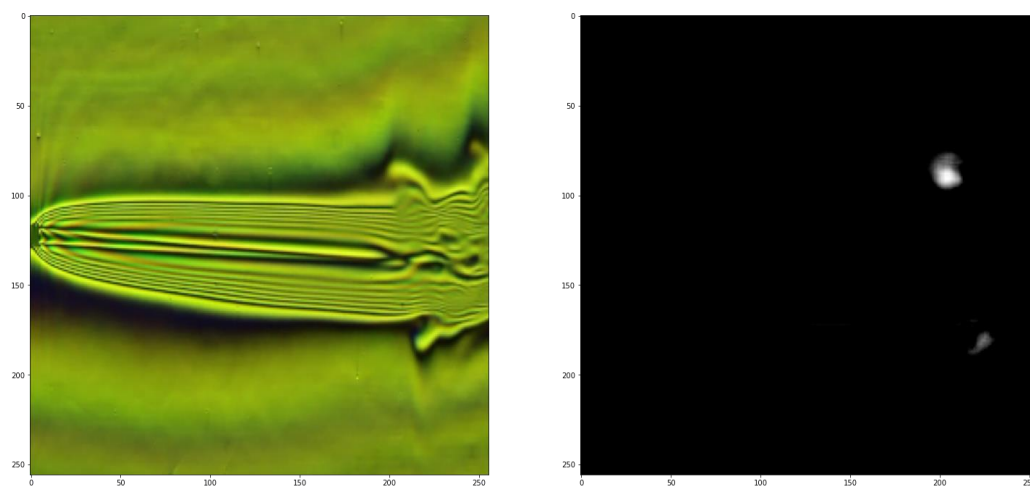


Рис.10. Слева исходное изображение, справа предсказанная маска для него.

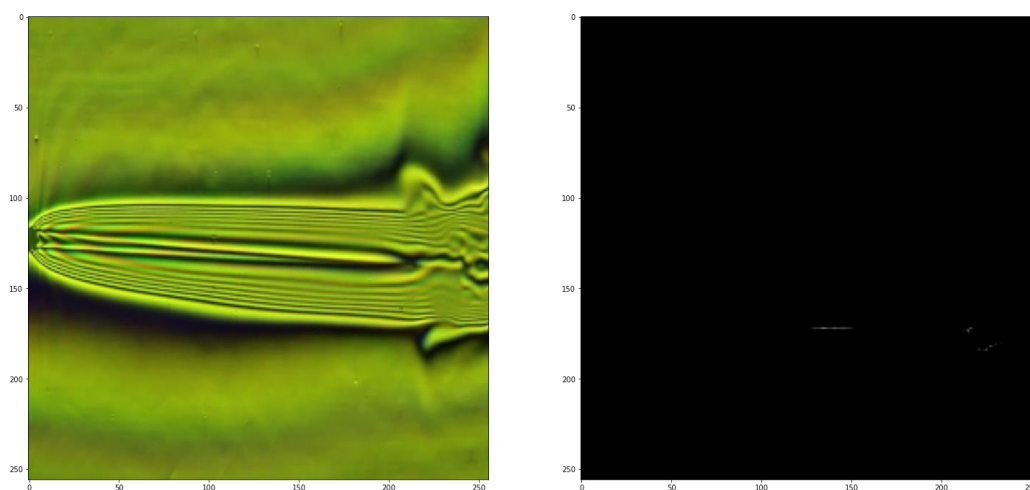


Рис.11. Слева исходное изображение, справа предсказанная маска для него.

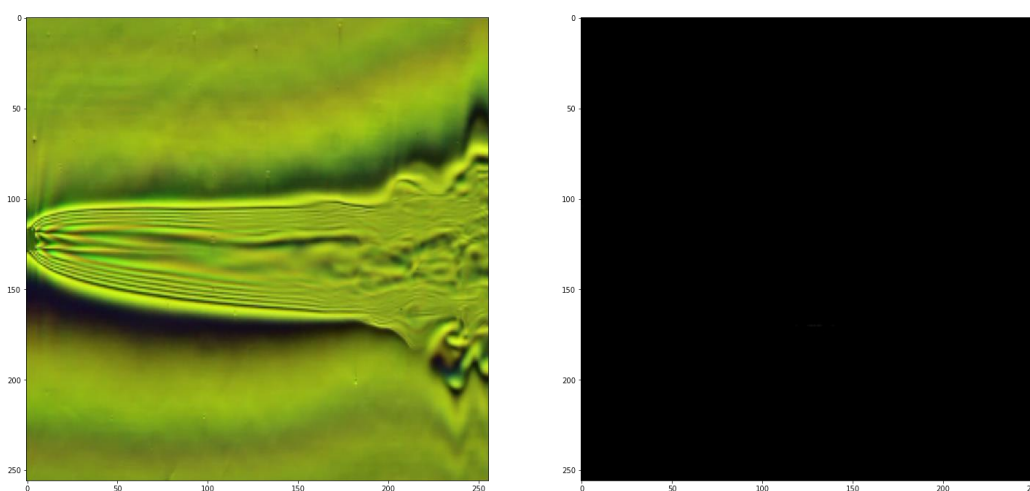


Рис.12. Слева исходное изображение, справа предсказанная маска для него.

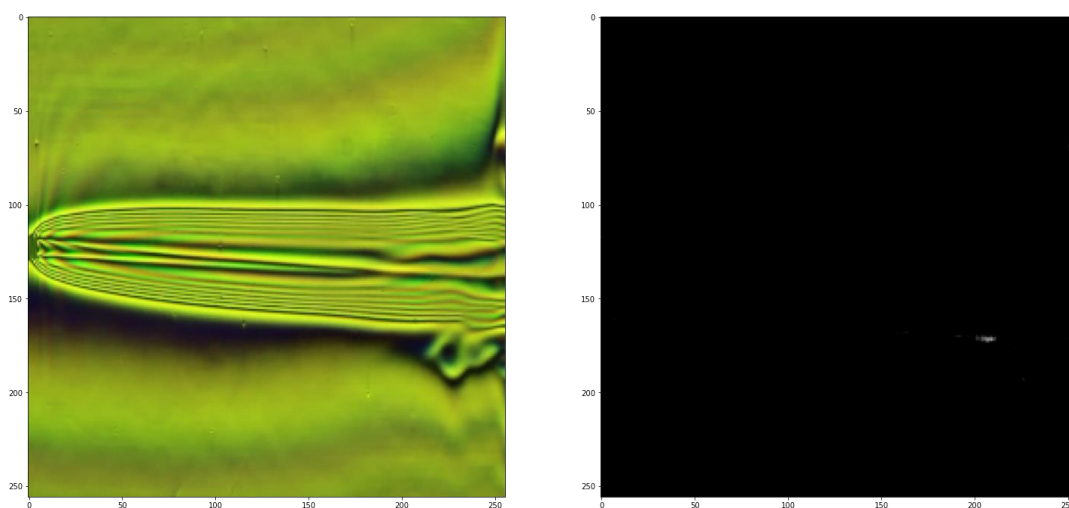


Рис.13. Слева исходное изображение, справа предсказанная маска для него.

Итого точность на тестовых данных составила 0.9789.

Заключение

Изучена архитектура нейронной сети Unet. Подобрана подходящая функция потерь. Был подготовлен датасет, который включал в себя размеченные вручную изображения картин течения. Обученная модель дает точность 0.9789 на тестовых данных. Некоторые неточности (заметные на рисунке 10) могут в дальнейшем обрабатываться с помощью библиотек компьютерного зрения.