

ПРИМЕНЕНИЕ СВЕРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ СЕМАНТИЧЕСКОЙ СЕГМЕНТАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ РЕЗУЛЬТАТОВ КАПИЛЛЯРНОГО КОНТРОЛЯ

Д.Д.Холчев, студент гр. 1Б81

Научный руководитель: И.С. Лобанова, к.т.н., доцент ОКД ИШНКБ

Консультант: Н.А. Кривошеев, аспирант гр. А0-39

Томский политехнический университет

E-mail: ddh2@tpu.ru

Введение

Капиллярный контроль является одним из самых простых и распространенных методов неразрушающего контроля. Метод контроля проникающими веществами основан на явлениях капиллярного проникновения (пенетрации) индикаторных жидкостей (пенетрантов) в полости поверхностных и сквозных несплошностей материала ОК и регистрации образующихся индикаторных следов визуальным способом или с помощью преобразователя [1].

Простота метода способствует развитию систем по автоматизации контроля. Результатом стали технологические линии капиллярного контроля. Но при всем своем совершенстве подобные системы требуют присутствия человека, поскольку машина не способна оценить результаты проведенного контроля. В следствии, возникла идея по созданию нейронной сети решающую данную проблему. Но для реализации оценки результатов контроля необходимо, в первую очередь, сегментировать их, для упрощения последующего процесса обучения нейронной сети.

В данной работе рассматривается задача семантической сегментации полученных по результатам капиллярного контроля изображений. Распознавалось три типа поверхностей: «фон», «объект» и «след».

Реализация программы

Для решения поставленной задачи была использована полносверточная сеть U-Net [2]. Применялся упрощенный вариант данной нейронной сети с меньшим количеством слоев.

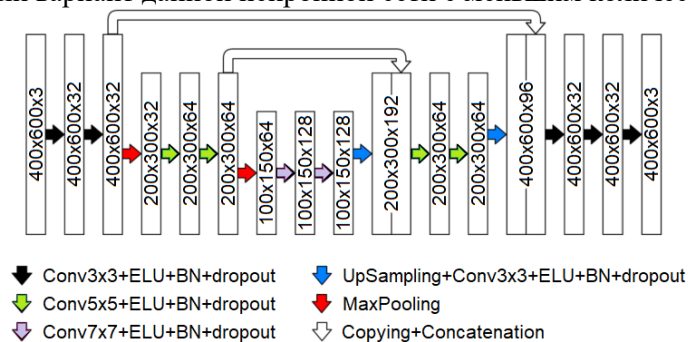


Рис. 1. Модифицированная архитектура U-Net.

Обучающая и проверяющая выборка данных бала снята собственноручно посредством проведение капиллярного контроля над одним из тестовых образцов лаборатории в коей проводился контроль. После проявления индикаторного следа объект контроля фиксировался на камеру. Полученные фотографии сжимались и обрабатывались для упрощения обработки при создании выборок данных. В результате были получены четыре выборки изображений (обучающая исходная, обучающая сегментированная, тестовая исходная и тестовая сегментированная) с разным фоном и положением объекта контроля по 20 картинок масштабом 1203x800. Созданные наборы данных выгружались в облако, из которого программа в дальнейшем их изымала.

Сама программа реализовывала следующие шаги:

1. подключение к облаку и выгрузка из него выборок данных;
2. предобработка загруженных изображений (уменьшение масштаба (до 600x400), фильтрация изображений результата сегментации от переходных оттенков цветов, единообразная запись обработанных изображений в массивы матриц данных);
3. объявление топологии нейронной сети;

4. обучение нейронной сети;
5. тестирование созданной модели;
6. сегментация тестовой выборки.

При создании структуры нейронной сети были проверены различные оптимизационные алгоритмы, такие как adam [3] и adagrad [4]. К сожалению оптимизатор adam не продемонстрировал значительного прогресса в обучении нейронной сети, сегментируя изображения только по классам «фон» и «объект», в отличие adagrad, который за 60 поколений обучения смог достичь точности обработки изображений свыше 99%.

Результаты сегментации

Результаты сегментации тестовых изображений результатов капиллярного контроля представлены на рисунках 2-4.

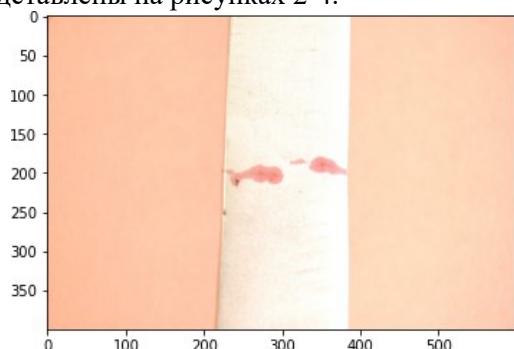


Рис. 2. Исходное тестовое изображение.

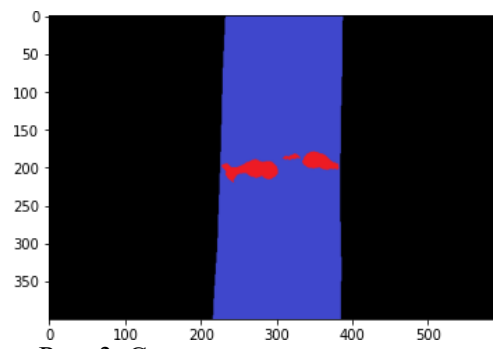


Рис. 3. Сегментированное тестовое изображение.

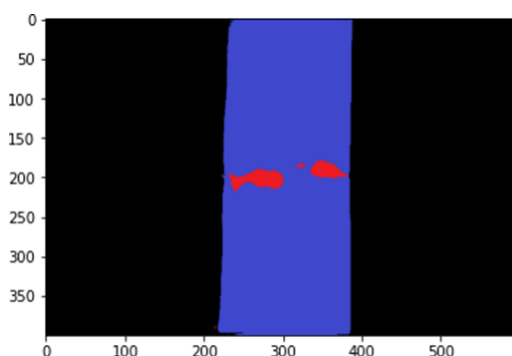


Рис. 4. Результаты сегментации тестового изображения нейронной сетью.

Для численной оценки результатов сегментации использовалась встроенная в код функция тестирования (см. рис. 5).

```
model.evaluate(X_test_pred, Y_test_pred, batch_size=1)

20/20 [=====] - 4s 201ms/step - loss: 0.0152 - accuracy: 0.9947
[0.015185976400971413, 0.9947397708892822]
```

Рис. 5. Оценка качества сегментации тестовых изображений.

Заключение

В результате была создана сверточная нейронная сеть, реализующая обработку сегментацией изображений результатов капиллярного контроля. Созданная программа с достаточной точностью способна классифицировать пиксели по классам «фон», «объект» и «след». Данная работа позволяет продолжить разработку системы автоматической оценки результатов капиллярного контроля.

Список использованных источников

1. Сайфутдинов С. М. Капиллярный контроль: история и современное состояние // В мире неразрушающего контроля. – 2008. – №. 1. – С. 14-18.
2. Ronneberger O., Fischer P., and Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation: arXiv preprint. 2015. – 8 p. – URL: <https://arxiv.org/abs/1505.04597> (дата обращения: 04.03.2022).

3. Diederik K., Ba J. Adam: A method for stochastic optimization: arXiv:1412.6980. 2014. – 15 p. – URL: <https://arxiv.org/abs/1412.6980> (дата обращения: 05.03.2022)
4. Hazan E., Duchi J., Singer Y. Adaptive subgradient methods for online learning and stochastic optimization // the Journal of machine Learning research, 12:2121–2159, 2011.