

СЕГМЕНТАЦИЯ СОСУДОВ НА ОФТАЛЬМОЛОГИЧЕСКИХ И ЭНДОСКОПИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ С ПРИМЕНЕНИЕМ U-NET АРХИТЕКТУРЫ СВЕРТОЧНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ.

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь

Глинский А.В., Далидович А.В.

Самаль Д.И. – к.т.н, доцент

Широко используемые в настоящее время сверточные нейронные сети (СНС) позволяют с высокой точностью решать сложные задачи машинного зрения по детектированию, сегментации и классификации объектов с нетривиальной топологией, входящих в состав изображений с пониженными яркостно-контрастными характеристиками. Однако при работе с СНС необходимо учитывать две присущих им проблемы, которые в некоторых случаях становятся серьезным препятствием для достижения успешного результата: необходимость большого количества исходных данных, и высокие требования к вычислительным мощностям. Роль этих факторов становится особенно значимой, когда предметом исследования становятся медицинские изображения. Поскольку их получение зачастую сопряжено с дорогостоящими исследованиями, ограниченным набором пациентов и приватностью информации. Кроме того, нередко компьютерный парк медицинских учреждений не соответствует в полной мере уровню, необходимому для обработки такого объема данных. Решение данных проблем предлагается искать по двум направлениям: для компенсации недостатка исходных данных использовать процедуру аугментации (дополнения данных), а нехватку аппаратных мощностей нивелировать выбором оптимальной архитектуры СНС.

Одной из задач описываемого в данной работе проекта было выделение сосудистых сетей на изображениях, полученных эндоскопическими и офтальмологическими методами. Для решения этой задачи, изначально была применена классическая архитектура, основанная на patch-based подходе. Однако такой подход не оправдал себя: сегментация, вследствие избыточных вычислений, выполнялась крайне медленно, а получаемые при этом контуры сосудов были недостаточно четкими. Обойти возникшие проблемы позволила переориентация на U-net архитектуру СНС, оказавшуюся способной существенно сократить время исследования, и сделать его менее затратным.

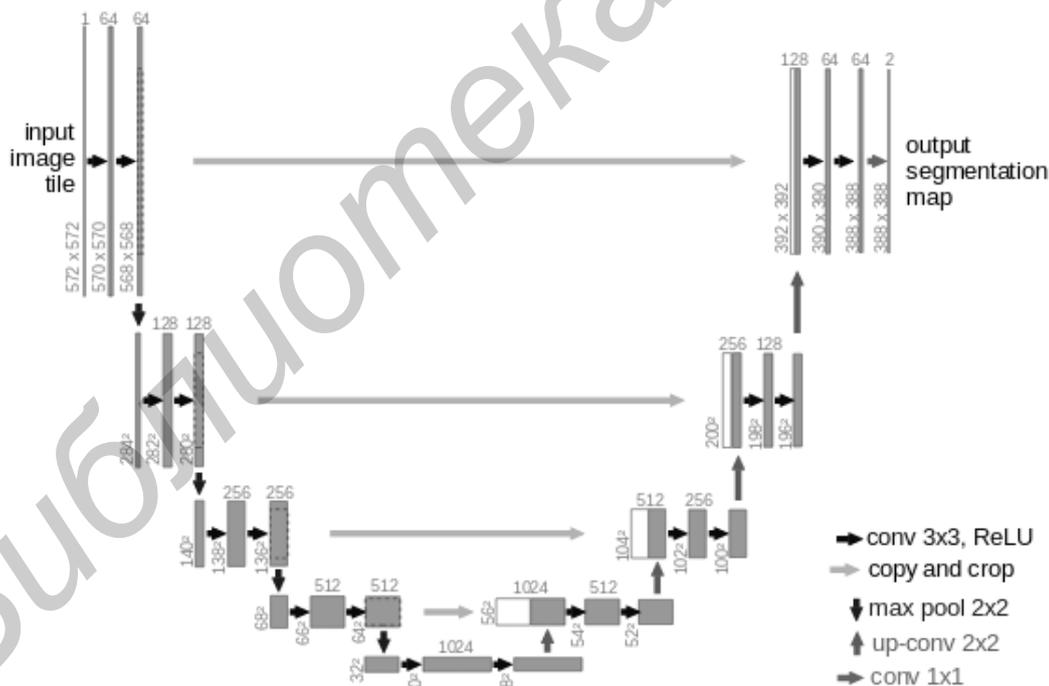


Рис. 1 – Архитектура U-net

U-net архитектура [1], будучи менее критичной к объёму входных изображений, при этом осуществляет более точную сегментацию информативных объектов. Главная её идея заключается в дополнении классической сужающейся СНС [2] специальными слоями (upsampling layer), которые позволяют увеличить разрешение выхода, чтобы приблизить изображение к изначальному размеру (рисунок 1). А для точной локализации, признаки с одинаковым разрешением из сужающегося участка комбинируются с признаками из расширяющегося выходного участка.

Важной особенностью модификации данной архитектуры является то, что в слоях, находящихся между upsamle-слоями, также содержится большое количество фильтров, и это позволяет распространять

информацию о контексте на слои с большим разрешением. Как следствие, расширяющийся путь более или менее симметричен сужающемуся, что приводит к U-образной архитектуре. СНС не содержит полносвязных слоев и использует только допустимую часть каждой свертки, то есть карта сегментации содержит только те пиксели, для которых доступен весь контекст на входном изображении. Данный подход позволяет бесшовную сегментацию произвольных крупных изображений на основе перекрытия. Для классификации пикселей, находящихся на граничных областях изображения, изображение дополняется, путем зеркального отражения граничных пикселей. Стратегия наложения очень важна при работе с большими изображениями, потому что иначе максимальное разрешение будет ограничено памятью GPU.

Для текущей задачи, ввиду малого количества тренировочных данных, использовалось дополнение данных путем эластичных деформаций доступных входных изображений. Это позволяет СНС обучиться инвариантности к подобному рода искажениям, при этом не встречая их в оригинальных изображениях. В частности, это очень важно для сегментации биомедицинских изображений, поскольку деформация обычно наиболее часто встречающееся изменение в тканях и реалистичные деформации можно качественно воссоздать. Ценность дополнения входных данных была продемонстрирована в работе [3].

Для обучения сети, использовались изображения, размеченные специалистом (рисунок 2). В результате последующего обучения сети U-net, нами были получены следующие практические результаты (рисунок 3):

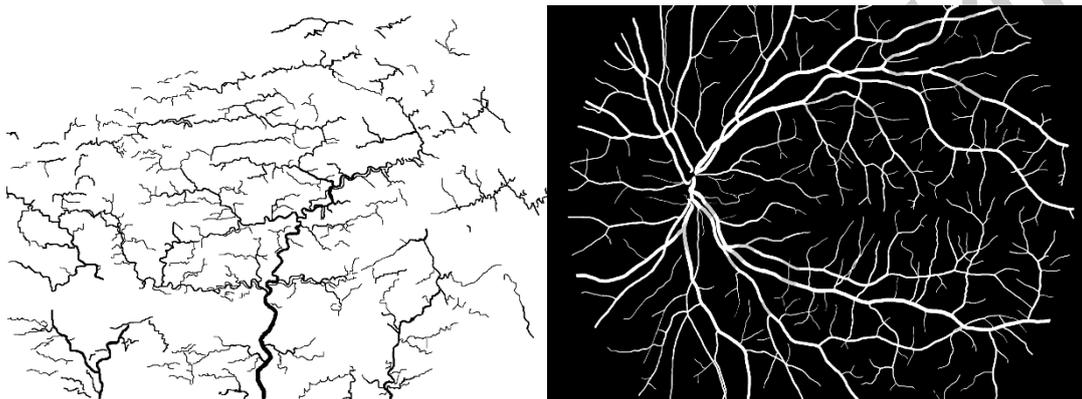


Рис. 2 – Сегментация изображений специалистом

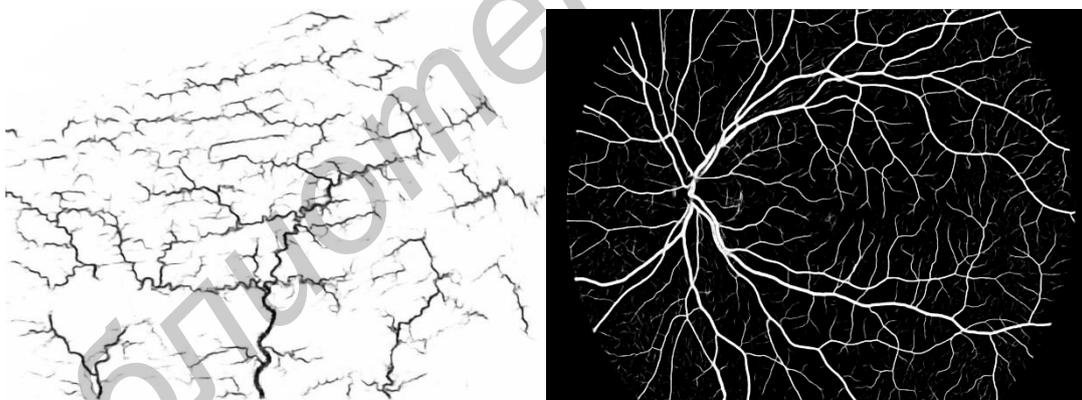


Рис. 3 – Результат работы СНС

Точность подобного метода составляет, в среднем, 95% для эндоскопических снимков, ввиду их большого внутриклассового многообразия, и 97% для офтальмологических снимков. Переориентация на U-net архитектуру позволила избавиться от избыточных вычислений, и тем самым сократить время обработки изображений, в среднем, в 120 раз.

Список использованных источников:

1. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. (2015) U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. In: Navab N., Hornegger J., Wells W., Frangi A. (eds) Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015. Lecture Notes in Computer Science, vol 9351. Springer, Cham
2. Ciresan, D.C., Gambardella, L.M., Giusti, A., Schmidhuber, J: Deep neural networks segment neuronal membranes in electron microscopy images. In: NIPS. pp.2852–2860 (2012)
3. Dosovitskiy, A., Springenberg, J.T., Riedmiller, M., Brox, T.: Discriminative unsupervised feature learning with convolutional neural networks. In: NIPS (2014)