

СЕГМЕНТАЦИЯ ПАЗУХ НОСА НА НАБОРЕ КТ-ИЗОБРАЖЕНИЙ

Киселёв В. И.¹⁾, Косик И. И.^{1), 2)}

¹⁾ Белорусский государственный университет, Минск, Беларусь,
e-mail: vlad.kiselev.99@gmail.com

²⁾ Белорусский государственный медицинский университет, Минск, Беларусь

Изображения пазух носа имеют очень четкие группы уровней интенсивности для трех разных областей: область кости, области слизистой и полость области пазух. Изображение показывает распределение пикселей по уровням серого оттенка, который ввиду своего характерного отличия позволяет более подробно и эффективно локализовать область возможно патологии. Поэтому целью сегментации пазух носа состоит в том, чтобы разделить изображение на три отдельные области. Для этого используется многоуровневый алгоритм порога. Алгоритм ищет два пороговых значения - T1 и T2 - по гистограмме изображения. T1 получается путем вычисления значения между первым и вторым кластерами и T2 из другого между вторым и третьим кластерами. Был применен алгоритм многоуровневого определения порога на основе метода Оцу для расчета порога. Пиксели, расположенные перед T1, будут преобразованы в черные пиксели, имеющие значения 0, пиксели, найденные между T1 и T2, будут преобразованы в серые пиксели, имеющие значения 127, и пиксели, расположенные после T2, будут преобразованы в белые пиксели, имеющие значения 255 [1].

Чтобы повысить точность сегментации изображения с помощью многоуровневой пороговой привязки на основе медианного значения, алгоритм ищет три пика из гистограммы изображения, а затем вычисляет пороговые значения, используя метод Оцу [2]. Таким образом, алгоритм состоит из следующих пяти основных шагов:

1. Поиск трех пиков из гистограммы изображения P1, P2 и P3;
2. Выбор трех начальных порога;
3. Расчет среднего уровня серого в каждом регионе G1, G2 и G3

$$G_n = \frac{\sum (I \times N_I)}{N} \quad (1)$$

где I – это уровни интенсивности, присутствующие в регионе, N_I – это количество пикселей в I , N – все число пикселей в регионе

4. Расчет порогов T1 и T2

$$T_n = \frac{G_n + G_{n+1}}{2} \quad (2)$$

5. Сегментация изображения на три области, используя рассчитанные пороговые значения:

Уровень серого <T1 – черные пиксели

T1 < уровень серого < T2 – серые пиксели

Уровень серого > T2 – белые пиксели.

В настоящее время сверточная нейронная сеть является основой при построении нейронных сетей, которая и была рассмотрена в настоящей работе.

Архитектура U-Net построена на полностью свёрточной сети и модифицирована таким образом, чтобы обеспечить лучшую сегментацию в медицинской визуализации. U-сеть симметрична и пропускаемые соединения между путем понижающей дискретизации и путем повышающей выборки применяют оператор суммирования. Эти пропускаемые соединения предназначены для предоставления локальной информации глобальной информации при повышении частоты дискретизации. Из-за своей симметрии сеть имеет большое количество карт характеристик на пути повышающей дискретизации, что позволяет передавать информацию [3].

Стоит обратить внимание на то, что число карт объектов удваивается при каждом объединении, начиная с 64 карт объектов для первого блока, 128 для второго и так далее. Цель этого сокращающегося пути состоит в том, чтобы захватить контекст входного изображения, чтобы иметь возможность выполнять сегментацию. Эта грубая контекстная информация будет затем передана в расширяющую дискретизацию с помощью пропущенных соединений [4].

Среди достоинств архитектуры U-Net можно выделить. Нет плотного слоя, поэтому изображения разных размеров можно использовать в качестве входных данных. Поскольку единственными параметрами, которые можно узнать на свёрточных слоях, является ядро, а размер ядра не зависит от размера входного изображения. U-Net объединяет информацию о местоположении из понижающей дискретизации с контекстной информацией в расширяющей дискретизации, чтобы в итоге получить общую информацию, сочетающую в себе локализацию и контекст, что необходимо для хорошей сегментации [5].

В данной работе была использована архитектура U-Net. Было протестировано 10 бэббонов. В процессе рассмотрения модификаций бэббон DenseNet показал себя как наиболее эффективный инструмент.

По своему действию DenseNet разделяется на 3 вида: densenet121, densenet169, densenet201. Бэббон densenet201 имеет наиболее привлекательные показатели с точки зрения диагностирования различных заболеваний. В частности, при КТ-исследованиях пазухи носа выделяются четко.

Свёрточная нейронная сеть была сконструирована с использованием языка программирования Python с PyTorch в качестве основы. Была использована U-Net архитектура для извлечения функций из изображений и для двоичной классификации. Изображение было сначала масштабировано до 352x352 перед входом в сеть. Эта модель была обучена с использованием бинарной функции кросс-энтропии и мини градиентный спуск с импульсом. Изначально была загружена мини-партия, состоящая из 4 изображений. Потери в проверочном наборе рассчитывались потерей кросс-энтропии в каждую эпоху. Этот показатель обучения был снижен до одной десятой когда не наблюдалось уменьшение потери набора в течении 100 последовательных эпох.

В ходе работы данная программа на основе предварительно загруженных в нее КТ-изображений пазух носа улучшает сегментацию получаемых данных. Далее будут приведены примеры работы программы на рисунке 1. На этом рисунке можно рассмотреть пазухи носа. Зелёным цветом отмечен воздух в пазухах носа, розовым – слизь в пазухах.

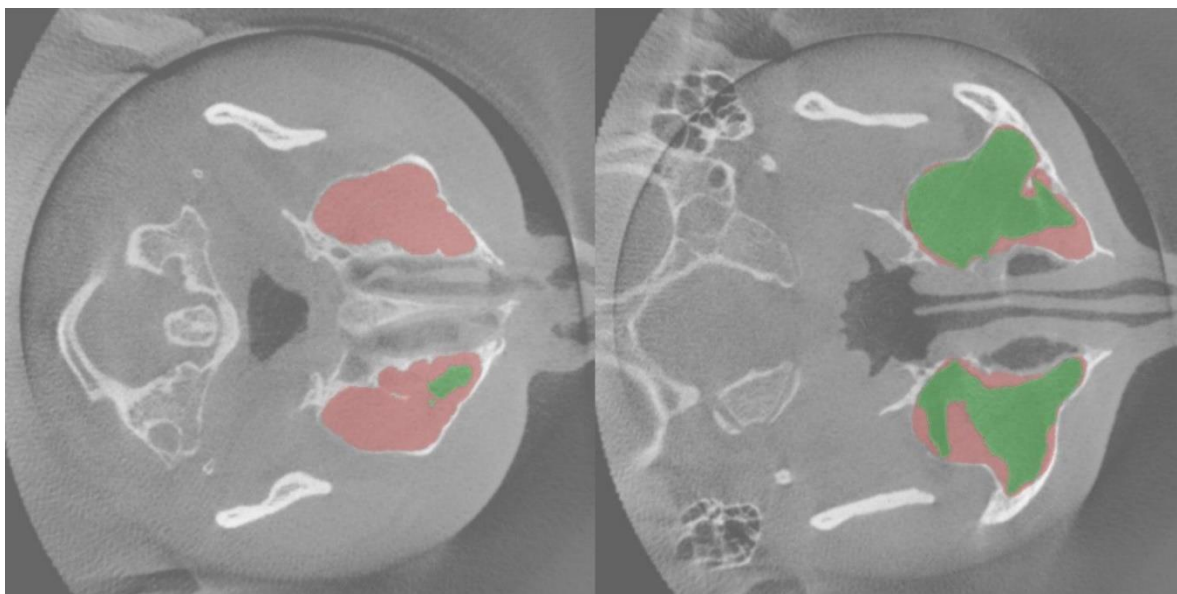


Рис. 1. КТ-изображение пазух носа

В данной работе была разработана свёрточная нейронная сеть модели U-Net, которая представляет собой наиболее подходящий программный продукт для выполнения целей данной работы. При ее применении в обработке КТ-изображений данная нейронная сеть позволяет более четко дифференцировать различные патологии, участки мягких тканей, слизистую оболочку.

В практическом аспекте выполнения анализа изображений пазух носа, полученных с помощью компьютерной томографии, является значимым компонентом и звеном как для представителей практических научных кругов (например, специалистов по лучевой диагностики), так и технических специалистов.

Литература

1. Neural Networks Based Tool For Diagnosis of Paranasal Sinuses Conditions [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://www.researchgate.net/publication/221092985_Neural_networks-based_tool_for_diagnosis_of_paranasal_sinuses_conditions. – Дата доступа: 26.02.2021.
2. Zaman, H.B. Informatics: Bridging Research and Practice/ H.B, Zaman // Lecture notes in Computer Science. 2009.-Vol.5857.№5.-P.202-212.
3. Chen, C. Robust Multimodal Brain Tumor Segmentation via Feature Disentanglement And Gated Fusion/ C, Chen // Lecture notes in Computer Science. 2019.-Vol. 11766.№4.P.447-456.
4. U-Net: Convolutional Networks For Biomedical Image Segmentation – University of Freiburg [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://lmb.informatik.uni-freiburg.de/people/ronneber/u-net/>. – Дата доступа: 11.03.2021.
5. La Rosa, F. A Deep Learning Approach To Bone Segmentation In CT Scans/ F. La Rosa // Alma Mater Studiorum. 2016/2017