

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ АВТОНОМНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ
УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
«НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ
«ВЫСШАЯ ШКОЛА ЭКОНОМИКИ»

*Факультет Санкт-Петербургская школа физико-математических и
компьютерных наук*

Симонов Кирилл Александрович

**ОБНАРУЖЕНИЕ ОККЛЮЗИИ СОСУДОВ ГОЛОВНОГО МОЗГА ПО СНИМКУ
КОМПЬЮТЕРНОЙ ТОМОГРАФИЧЕСКОЙ АНГИОГРАФИИ**

Выпускная квалификационная работа

по направлению подготовки 01.04.02 Прикладная математика и информатика
образовательная программа «Машинное обучение и анализ данных»

Рецензент
старший специалист машинного
обучения «ML Station»
И.Д. Камшуков
И.О. Фамилия

Научный руководитель
д-р ф-м наук, проф.
А.В. Омельченко
И.О. Фамилия

Консультант
управляющий ООО «Ре Эм Эль»
Я.В. Шмудёв
И.О. Фамилия

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	3
1. АНАЛИЗ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ	4
1.1. Описание прикладного процесса	4
1.2. Обзор существующих решений.....	5
1.3. Формирование цели и задач.....	8
1.4. Выводы и результаты по главе	9
2. АНАЛИЗ ДАННЫХ.....	10
2.1. Просмотр и разметка медицинских сканирований	10
2.2. Особенности медицинских сканирований	11
2.3. Предобработка медицинских сканирований.....	12
2.4. Выводы и результаты по главе	13
3. СЕГМЕНТАЦИЯ СОСУДОВ	14
3.1. Выбор подхода к решению	14
3.2. Подготовка данных.....	14
3.3. Реализация и оценка качества.....	16
3.4. Выводы и результаты по главе	18
4. ОБНАРУЖЕНИЕ ОККЛЮЗИИ СОСУДОВ	19
4.1. Выбор подхода к решению	19
4.2. Подготовка данных.....	19
4.3. Реализация и оценка качества.....	20
4.4. Выводы и результаты по главе	23
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	24
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ	25

ВВЕДЕНИЕ

На сегодняшний день согласно международным исследованиям [18] инсульт является второй ведущей причиной смертности в мире. Исходя из статистических данных Министерства здравоохранения Российской Федерации [19] можно сделать вывод, что такая тенденция характерна в том числе и для России.

Инсульт является патологическим состоянием, возникающим при нарушении кровоснабжения головного мозга, приводящим к его кислородному голоданию и, как следствие, к повреждению тканей. Инсульт может привести к необратимым последствиям от частичного паралича и нарушения речи вплоть до летального исхода.

Одной из самых распространённых причин возникновения инсульта является окклюзия сосудов головного мозга – блокировка кровотока в артериях, вызванная образованием тромба, эмболии или сужением сосуда. Лечение окклюзии во многом зависит от вызвавшей её причины и может включать в себя как медикаментозную терапию, так и хирургическое вмешательство. Но ключевым шагом является непосредственное обнаружение окклюзии с помощью средств медицинской диагностики. Одним из таких средств является компьютерная томографическая ангиография (КТ-ангиография, КТА) – метод рентгеновского обследования пациента с последующей компьютерной обработкой данных, позволяющий получить изображение кровеносных сосудов внутри тела и оценить характер кровотока. Однако исследование КТА снимка на наличие сужения или закупорки является трудо- и времяёмким процессом, требующим от специалиста в том числе высокого уровня квалификации.

В данной дипломной работе будет рассмотрен процесс построения программного решения проблемы обнаружения окклюзии сосудов головного мозга с помощью алгоритмов компьютерного зрения и машинного обучения.

1. АНАЛИЗ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ

1.1. Описание прикладного процесса

Во время проведения компьютерной томографической ангиографии головного мозга пациенту сначала вводят в кровь контрастное вещество – специальный краситель, который хорошо виден под рентгеновскими лучами, затем помещают в компьютерный томограф, который делает серию рентгеновских снимков, которые, в свою очередь, обрабатываются компьютером и собираются в трёхмерное изображение. После чего врач с помощью специального программного обеспечения (ПО), позволяющего послойно просматривать полученное изображение в трёх проекциях, проводит анализ сосудов головного мозга и выявляет отклонения, если таковые имеются.

Однако изучение врачом результатов исследования является весьма трудо- и времязатратным процессом, так как итоговое трёхмерное изображение состоит из большого количества двумерных рентгеновских снимков, на которых помимо сосудистой системы в том числе отображаются ткани головного мозга и множество костных структур. Таким образом в описываемом прикладном процессе наиболее затруднительным этапом можно назвать именно анализ КТА сканирования, так как человек ограничен в скорости обработки медицинских данных и не застрахован от ошибок.

Именно с такой проблемой одна медицинская организация обратилась в компанию, в которой автором проходила преддипломная практика. Предложенным решением данной проблемы стало не замещение специалиста компьютером, но добавление к исходному сырому трёхмерному КТА снимку полезной информации о строении сосудов и расположении окклюзии, полученной с помощью обработки снимка программными средствами, что может помочь врачам значительно облегчить и ускорить процесс анализа ангиографического сканирования.

1.2. Обзор существующих решений

Процесс определения окклюзии сосудов головного мозга по КТА исследованиям является достаточно понятным с медицинской точки зрения – опытные врачи однозначно могут сформулировать алгоритм того, как и в каком порядке они выявляют наличие закупорки определенных артерий.

С точки зрения технической постановки не всё так однозначно – задача обнаружения окклюзий, то есть мест отсутствия кровотока в сосуде, имеет множество возможных постановок и, как следствие, подходов к решению. Поэтому для выбора правильного подхода необходимо в том числе провести анализ научных и технических статей. Далее будут изложены основные имеющиеся подходы:

1. Классификация наличия инсульта

Данная задача решается различными методами от классических алгоритмов компьютерного зрения до 3D нейронных свёрточных сетей.

В последнем случае применяется специальная архитектура сиамских сетей [1], принимающая на вход левое и правое полушарие мозга отдельно. Более глубокие слои таких нейронных сетей агрегируют информацию о каждом полушарии и выносят финальный результат о наличии окклюзии. Такого рода модели позволяют явно вносить то, что называется *inductive biases* – множество предположений об устройстве и природе решаемой задачи. В нашем случае, таким предположением является симметричность сосудистой системы мозга.

Также используются нейронные сети, которые предсказывают наличие инсульта на 2D слайсе [2], в отличие от 3D нейронных сетей, которые дают один ответ на весь объёмный снимок.

В классических методах также делается разделение на полушария с последующим расчетом эвристик и сравнением их значений между полушариями. При этом рассчитывается кривая разделяющая полушария, которая в дальнейшем используется в том числе как ещё одна эвристика [3]. В конце на полученных результатах применяются разные классификаторы. Как и в 2D сетях, результат выдаётся послайсово.

2. Сегментация пораженных инсультом тканей

Аналогично предыдущему пункту, для данной задачи используются либо 3D нейронные сети, либо классические методы анализа медицинских изображений.

При работе с нейронными сетями в большинстве своём используется классическая U-Net архитектура с некоторыми модификациями [4, 5]. Для классических подходов характерен анализ плотности тканей [6] или сегментация на основе метода Level Set [7]. В отличие от 3D сетей, как и в предыдущем пункте, классические алгоритмы сегментируют пораженную зону не по всем снимку разом, а работают с каждым слайсом в отдельности.

3. Обнаружение окклюзий через эвристики

В данной группе методов используются классические алгоритмы предобработки (препроцессинга) снимка, например, ко-регистрация снимка (или сопоставление с шаблоном мозга) [8 – 10] необходимая для последующего выделения регионов интереса, то есть разделения снимка на различные специальные зоны (правое / левое полушарие, шкала ASPECTS и др.), или удаление на снимке лишних объектов (костных тканей, держателя головы), чья интенсивность на снимке близка к интенсивности сосудов.

На следующем шаге, как правило, используются алгоритмы сегментации сосудов [11], что позволяет на последующих этапах работать не с целым изображением, но маской (картой) сосудов.

Суждение о наличии окклюзии принимается по рассчитанным эвристикам – различным статистическим показателям, которые могут являться маркерами присутствия окклюзии. Примеры таких эвристик: длина сосудов, суммарная интенсивность сосудов, плотность сосудов, отношение эвристик по полушариям мозга. Далее устанавливаются пороговые значения для рассчитанных статистик. Если значения статистик выходят за нормальные значения – это считается сигналом о наличии окклюзии [12].

4. Классификация наличия окклюзии

В текущем блоке методов преимущественно используются разнообразные нейронные сети, классифицирующие наличие или отсутствие окклюзии [13 – 15].

Несмотря на возможность использования нейронных классификационных 3D сетей на сырых снимках, данные тем не менее подвергаются серьёзной предобработке: применяется алгоритмы ко-регистрации, производится сегментации сосудов или других тканей, фильтруется лишний сигнал, нормализуется интенсивность снимка и т.п.

После предобработки применяется одна из выбранных архитектур нейронных сетей и по целому снимку выдаётся один итоговый результат.

5. Локализация окклюзий

Рассматриваемый набор методов также использует классификационные модели для принятия решения о наличии окклюзий. Принципиальная разница с методами, описанными в

предыдущем пункте заключается в классификации на уровне отдельных зон мозга, то есть ответ о наличии окклюзии выдаётся не на уровне целого снимка, а, например, на уровне левого / правого полушария [16] или на уровне зон внутренней сонной артерии / средней мозговой артерии [17].

Для обнаружения окклюзии в каждой из зон интереса сначала предварительно необходимо выделить эти области. Для этого используются описанные выше алгоритмы ко-регистрации снимка или выделение зоны по имеющемуся шаблону.

Таким образом, на момент написания дипломной работы уже существует обширный набор публичных статей по обработке и анализу КТА снимков, однако большинство из них имеют либо несколько другое направление исследования, либо используют эвристики, для определения и валидации которых нужен внешний эксперт в виде высококвалифицированного медицинского специалиста.

Разумеется, на рынке медицинского программного обеспечения существуют и готовые решения под ключ. Однако такое ПО является проприетарным и платным или поставляется только вместе с дорогостоящим иностранным медицинским оборудованием, то есть недоступно заказчику.

1.3. Формирование цели и задач

После консультации с врачами и исходя из представленных выше описания прикладного процесса обнаружения окклюзии и обзора существующих прикладных решений, была сформулирована цель работы: разработать программное решение (пайплайн), опирающееся на методы компьютерного зрения и машинного обучения, которое по переданному на вход КТА исследованию строит трёхмерную карту сосудов головного мозга и выделяющее на ней окклюзированные участки.

Из поставленной цели логично вытекает ряд задач, которые необходимо выполнить для её достижения:

- собрать и обработать сырые данные КТА сканирований и привести их в удобный для последующей обработки формат;
- реализовать алгоритм, выявляющий на снимке сосуды головного мозга и сохраняющий их в виде соответствующей маски, которую можно будет наложить поверх снимка в программах для отображения медицинских сканирований;
- по снимку и маске сосудов определить местонахождение окклюзий сосудов и так же сохранить эти места в виде соответствующей маски.

1.4. Выводы и результаты по главе

В первой главе был произведён анализ предметной области:

- представлено описание прикладного процесса обнаружения окклюзий с помощью компьютерной томографической ангиографии и определена проблема, требующая добавления дополнительного этапа программной обработки медицинского сканирования для облегчения его анализа специалистом;
- описаны имеющиеся подходы к решению данной проблемы и разобраны их особенности, достоинства и недостатки;
- сформулированы конечная цель и задачи проекта.

В следующих главах подробно разобраны решения для каждой из поставленных в данной работе задач.

2. АНАЛИЗ ДАННЫХ

2.1. Просмотр и разметка медицинских сканирований

В сыром виде данные о компьютерной томографической ангиографии представляют из себя набор двумерных снимков (слайсов) в специализированном формате DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine) [20], созданном специально для хранения медицинских сканирований. В свою очередь, рассматриваемые двухмерные изображения могут быть собраны в единое трёхмерное, которое можно посмотреть с разных ракурсов и в разных плоскостях в специализированных медицинских программах.

В данной работе для анализа и просмотра КТА снимков (а в дальнейшем и масок сосудов с окклюзиями) использовалось приложение “3D Slicer” [21]. Помимо простого отображения снимков 3D Slicer в том числе предоставляет функционал по их разметке, которую можно использовать для решения задачи сегментации и многих других. Пример отображения снимка в трёх плоскостях с размеченной маской сосудов представлен на Рисунке 1.

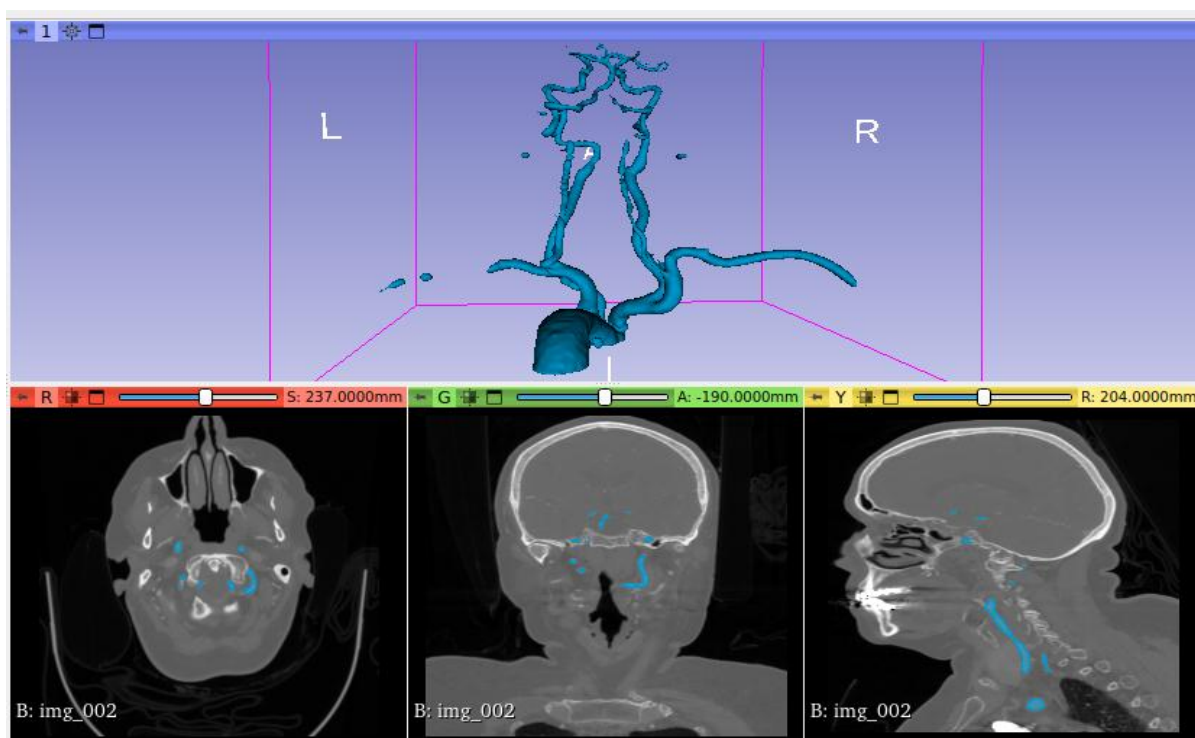


Рисунок 1. Пример отображения трёхмерного снимка и маски сосудов

2.2. Особенности медицинских сканирований

Помимо информации о значениях пикселей или вокселей (аналог пикселей в трёхмерном пространстве) в изображении медицинские сканирования хранят в себе огромное количество метаданных, позволяющих врачам точно интерпретировать полученные результаты и корректно производить диагностику состояния пациента.

Одним из важнейших аспектов является ориентация изображения, то есть определение взаимного положения объектов в пространстве снимка относительно физического тела пациента. Для компьютерных томографий используется представленная на Рисунке 2 система координат, связывающая расположение вокселей с положением человека в пространстве:

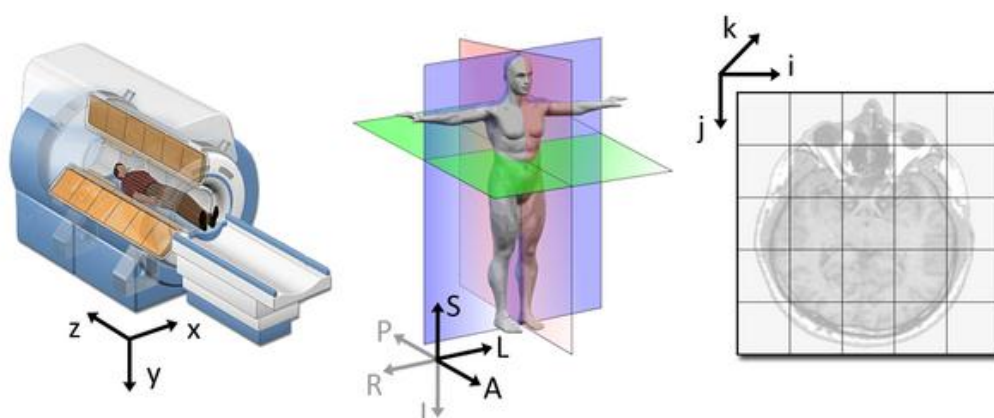


Рисунок 2. Пример ориентации КТ снимков

- Ось Right (R) - Left (L) отвечает за отношение право - лево
- Ось Posterior (P) - Anterior (A) отвечает за отношение зад - перед
- Ось Interior (I) - Superior (S) отвечает за отношение низ - верх

Другим не менее важным аспектом является расстояние между слайсами. Этот показатель позволяет понять насколько близко друг к другу в физическом пространстве были последовательно просканированные участки головного мозга, а значит и то насколько подробно и точно было проведено КТ исследование.

2.3. Предобработка медицинских сканирований

Для эффективной работы с метаданными и непосредственно КТА изображением используется множество различных форматов хранения сканирований и библиотек для их обработки. Здесь и далее работа будет вестись с тремя основными форматами:

- DICOM – упоминавшийся ранее классический стандарт, хранящий наибольшее количество метаданных, но также довольно громоздкий для обработки и отображения.
- NifTI (Neuroimaging Informatics Technology Initiative) [22] – более легковесный по сравнению с DICOM формат, являющийся однако более удобным для обработки и визуализации трёхмерных медицинских снимков.
- NRRD (Nearly Raw Raster Data) [23] – простой и удобный формат для представления и обработки n-мерных растровых данных. В обработке медицинских изображений часто используется для хранения сегментационных масок.

Для работы с описанными форматами и их конвертацией друг в друга использовались специальные библиотеки языка Python `pydicom` / `dicom2nifti`, `nibabel` и `pyrrd` соответственно.

Изначально сырые данные от врачей поступали в различных форматах, что было вызвано особенностями отличного друг от друга медицинского оборудования и программ первичной обработки и сборки трёхмерных сканирований, а также отсутствием четких требований к входным данным. По итогам обсуждения с врачами было принято решение принимать данные сканирования в DICOM формате, а результаты разметки – в NRRD, после чего для удобства последующей обработки алгоритмами компьютерного зрения и машинного обучения переводить всё в NifTI формат.

2.4. Выводы и результаты по главе

В данной главе был произведён анализ данных КТА сканирований:

- исследованы особенности метаданных медицинских сканирований, помогающих производить корректный анализ трёхмерных КТА снимков
- описаны различные форматы хранения данных, а также их особенности, достоинства и недостатки
- определен формат получаемых от врачей данных и этапы его предобработки, а также набор программного обеспечения и библиотек необходимых для этого

В следующих главах подробно разобрано как полученные от врачей данные будут использоваться для построения алгоритмов получения карты сосудов и обнаружения окклюзий.

3. СЕГМЕНТАЦИЯ СОСУДОВ

3.1. Выбор подхода к решению

Исходя из анализа существующих решений по обнаружению окклюзий, представленного в первой главе, можно сделать вывод, что для успешного выполнения данной задачи важно построить карту сосудов, присутствующих на КТА снимке. Этот шаг, с одной стороны, должен помочь получить лучшие результаты, а с другой – несёт ценность сам по себе, так как врачи, имея трёхмерную карту сосудов, смогут увидеть отклонения быстрее, чем при анализе исходного сканирования.

Для построения карты сосудов необходимо их сегментировать. В задаче сегментации каждому вокселю исходного изображения ставится в соответствие воксель со значение определённого класса: кровеносный сосуд и всё остальное (то есть всё то, что не относится к сосуду). Если воксель принадлежит сосуду, то его значение должно быть равно 1, иначе – 0.

В качестве такого алгоритма сегментации была выбрана нейросетевая модель, так как она может обучаться на данных формата снимок / разметка и имеет способность к обобщению, что помогает впоследствии эффективно отрабатывать на случаях, которые не были представлены в выборке ранее.

3.2. Подготовка данных

В качестве данных, которые будут подаваться на вход выбранному алгоритму сегментации, была подготовлена выборка из 51-го примера, в которых содержатся:

- КТА сканирование в NifTI формате (данные были получены ещё до четкого формирования формата входных данных);
- разметка сосудов по рассматриваемому снимку, выполненная врачами-экспертами, в NRRD формате.

В изначальном виде разметка сосудов включает в себя их разделение по их виду (см. Таблицу 1), но, так как в рамках поставленной задачи значение имеет лишь наличие / отсутствие сосуда как такового, на этапе обработки входных данных вся разметка бинаризуется, то есть приводится к виду трёхмерного тензора, состоящего только из нулей и единиц. Также важно отметить, что разметке подверглись все виды сосудов: и большие и маленькие, что позволит в дальнейшем объективней оценить качество итоговой модели сегментации.

№	Название сосуда на русском	Название сосуда в разметке
1	Аорта	aorta
2	Плечеголовной ствол	brachiocephalic trunk
3	Базиллярная артерия	basilar
4	Левая общая сонная артерия	left CCA
5	Правая общая сонная артерия	right CCA
6	Левая внутренняя сонная артерия	left ICA
7	Правая внутренняя сонная артерия	right ICA
8	Левая средняя мозговая артерия	left MCA
9	Правая средняя мозговая артерия	right MCA
10	Левая позвоночная артерия	left vertebral
11	Правая позвоночная артерия	right vertebral
12	Левая задняя мозговая артерия	left posterior
13	Правая задняя мозговая артерия	right posterior
14	Левая передняя мозговая артерия	left anterior
15	Правая передняя мозговая артерия	right anterior
16	Левая подключичная артерия	left subclavian
17	Правая подключичная артерия	right subclavian

Таблица 1. Виды размеченных сосудов

Перед передачей данных непосредственно в алгоритм сегментации, они, согласно определенному в прошлой главе плану предобработки сырых сканирований, переводились в NifTI формат, после чего производилась унификация ориентации в конфигурацию Right-Anterior-Superior (RAS) и нормализация расстояния между слайсами – было рассчитано среднее расстояние между слайсами по трём осям по всем снимкам, после чего в соответствии с полученными значениями произведено масштабирование всех изображений.

3.3. Реализация и оценка качества

Здесь и далее, если не указано обратное, весь процесс тренировки и валидации (в том числе инициализация моделей и метрик) был реализован с использованием двух фреймворков языка Python: `monai` и `pytorch`.

Начальным (и как впоследствии выяснилось лучшим) решением была базовая архитектура U-Net:

- пространственная размерность: 3;
- количество блоков: 5 в энкодере и, как следствие, аналогичное количество симметричных блоков в декодере;
- количество каналов: 16, 32, 64, 128, 256 соответственно;
- нормализация: `BatchNorm`;
- функция активации: `Parametric ReLU`.

Параметры обучения модели:

- Число эпох: 600;
- `Learning rate`: $1e-4$;
- Алгоритм оптимизации весов: `Adam`;
- Функция потерь: `DiceLoss` с предварительным приведением выходных данных модели к `one-hot-encoding` представлению и применению к ним `Softmax` функции активации.

Так как входные данные имеют довольно большие размеры (в среднем $700 \times 700 \times 500$), из них сэмпировались четыре случайных тензора размером $192 \times 192 \times 192$ и обучение модели производилось не по всему изображению, а непосредственно на этих сэмплах меньшего размера.

Качество модели обучения модели оценивалось при помощи метрики Mean DICE, подсчитываемой с помощью вспомогательного алгоритма скользящего окна, размер которого был равен размеру тензоров, на которых обучалась модель. Значение метрики на валидационном датасете составило **0.8464**. Для сравнения, разрабатываемый коллегой автора аналогичный алгоритм, работающий с двумерными слайсами, давал лучший результат равный 0.7444.

Пример работы обученной модели на валидационных данных представлен на Рисунке 3. Слева на изображении представлен результат работы модели, а справа – маска, вручную размеченная врачами.

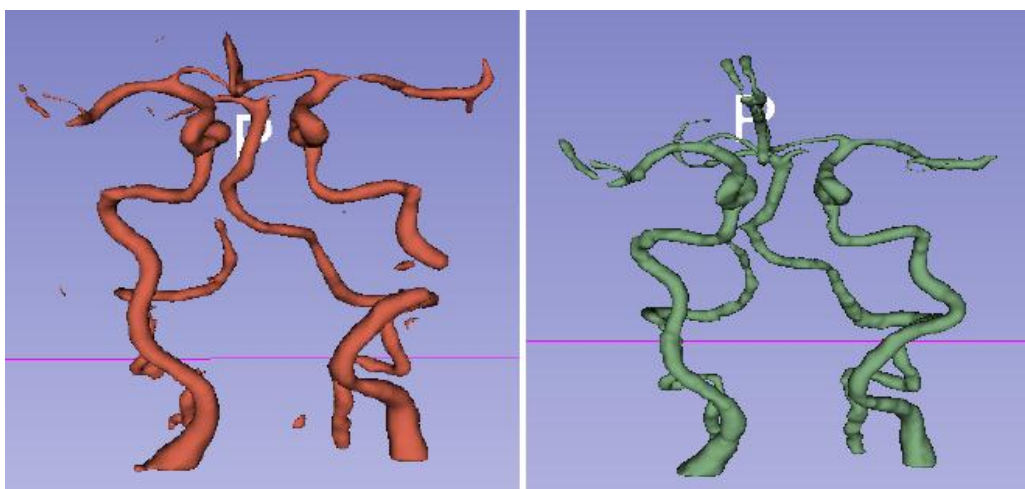


Рисунок 3. Пример работы модели сегментации сосудов

Помимо численных показателей были получены следующие экспертные комментарии от врачей:

- модель выдаёт качественно значимый результат, на котором можно чётко разобрать систему сосудов;
- большинство ошибок-разрывов наблюдается на изгибах сосудов;
- других вариантов разрывов относительно немного и зачастую они связаны с плохим качеством контрастирования.

Для экспериментов с обучением нейросетевых моделей были выбраны ещё несколько различных модификаций U-Net архитектур. Также чтобы увеличить количество и разнообразие данных производилась их аугментация базовыми функциями обрезки, поворота, контрастирования и др. Однако ни один из рассматриваемых подходов не привел к значительному улучшению результата.

Небольшое количество экспериментов объясняется тем, что обучение на трёхмерных тензорах проходит довольно долго и требует немалое количество дорогих вычислительных ресурсов, которые не всегда были доступны.

3.4. Выводы и результаты по главе

В данной главе была решена задача построения карты сосудов головного мозга:

- выбран подход к решению;
- проанализированы и предобработаны поступившие от врачей данные КТА сканирований
- проведены эксперименты по обучению сегментационных нейронных сетей и получены значимые качественные (по отзывам врачей) и количественные (по числовой метрике) результаты в задаче построения трёхмерной карты сосудов

Всё это позволяет перейти к задаче обнаружения и выделения окклюзий, решение которой, в свою очередь, представлено в следующей главе.

4. ОБНАРУЖЕНИЕ ОККЛЮЗИИ СОСУДОВ

4.1. Выбор подхода к решению

К задаче обнаружения и выделения окклюзии можно подойти с помощью различных подходов машинного обучения. В данной работе опущено подробное описание алгоритмов и экспериментов с сегментацией и детекцией, которыми занимались коллеги автора, но подробно разобран алгоритм классификации окклюзий скользящим окном, над которым автор работал непосредственно.

Данный вариант постановки задачи обнаружения окклюзий заключается в последовательном обходе исходного изображения скользящим окном небольшого размера и проверке тензора, выделенного окном, на наличие окклюзии. Алгоритм должен возвращать 1, если в рассматриваемом тензоре окклюзия была обнаружена, и 0 – иначе.

В качестве алгоритма классификации, аналогично предыдущим, была выбрана нейросетевая модель.

4.2. Подготовка данных

В качестве данных, которые будут подаваться на вход выбранному алгоритму сегментации, была подготовлена выборка из 145 примеров (88 с окклюзиями, 57 без), в которых содержатся:

- отдельная папка с сериями КТА снимков в DICOM формате;
- выполненная врачами-экспертами разметка окклюзии сосуда (то есть его кончика в месте, где обнаружена окклюзия) в NRRD формате.

На некоторых снимках присутствует сразу по несколько окклюзий, однако их суммарное число не превышает 100 штук, что является не большим числом для обучения нейросетевых моделей.

№	Название сосуда на русском	Количество окклюзий
1	Аорта	0
2	Плечеголовной ствол	0
3	Базиллярная артерия	4
4	Левая общая сонная артерия	1
5	Правая общая сонная артерия	1
6	Левая внутренняя сонная артерия	16
7	Правая внутренняя сонная артерия	16
8	Левая средняя мозговая артерия	23
9	Правая средняя мозговая артерия	23
10	Левая позвоночная артерия	5
11	Правая позвоночная артерия	1
12	Левая задняя мозговая артерия	0
13	Правая задняя мозговая артерия	1
14	Левая передняя мозговая артерия	0
15	Правая передняя мозговая артерия	0
16	Левая подключичная артерия	0
17	Правая подключичная артерия	0

Таблица 2. Наличие окклюзии в разных видах сосудов

Также важно отметить, что по отдельным типам сосудов наблюдаются единичные случаи окклюзии, а по некоторым их нет вовсе (см. Таблицу 2). Всё это говорит о том, что датасет безусловно нуждается в дальнейшем пополнении данными.

4.3. Реализация и оценка качества

В качестве алгоритма классификации была выбрана нейросетевая модель DenseNet:

- Пространственная размерность: 3
- Количество фильтров на первом свёрточном слое: 64
- Количество добавочных фильтров на последующих слоях: 32
- Нормализация: BatchNorm
- Функция активации: ReLU

Параметры обучения модели:

- Число эпох: 700
- Learning rate: $1e-4$
- Алгоритм оптимизации весов: Adam
- Функция потери: CrossEntropyLoss

Данные для обучения сети представляют из себя двухканальные трёхмерные изображения размером $96 \times 96 \times 96$, где в первом канале лежит серия ангиографии, а во втором – предсказанная с помощью модели сегментации трёхмерная маска всех сосудов на снимке.

Для оценки качества работы алгоритма использовались стандартные классификационные метрики:

- Accuracy = 0.991
- Precision = 0.344
- Recall = 0.204
- **F1-Score = 0.256**

Представленные значения метрик указывают на большое смещение модели под нулевой класс задачи из-за сильного дисбаланса в данных: примеров класса “0” (то есть не окклюзия) значительно больше чем примеров из класса “1” (окклюзия).

Тем не менее полученные результаты оказались наилучшими среди всех рассматриваемых подходов и положили начало новому алгоритму обнаружения окклюзий, так же основанному на классификации, но уже не

всего снимка скользящим окном, а только определённых его частей, на которых, исходя из полученной для снимка маски сегментации сосудов, предполагается окончание одного из сосудов.

Для нахождения кончиков сосудов использовалась специальная библиотека `connected-components-3d`, с помощью которой были построены “скелет” полной маски сосудов толщиной в один пиксель. В такой конфигурации, если у вокселя “скелета” меньше двух соседей его можно считать краевым и брать сэмпл данных конкретно вокруг него.

Данный подход улучшил метрики предыдущего:

- Accuracy = 0.940
- Precision = 0.408
- Recall = 0.338
- **F1-Score = 0.369**

Пример работы алгоритма представлен на Рисунке 4. Синим цветом обозначена полученная с помощью алгоритма сегментации маска сосудов, зелёным – полученная от врачей разметка окклюзированного участка, белым – обнаруженные кончики сосудов, красным / рыжим – кончики, которые модель классифицировала как места окклюзии сосудов.

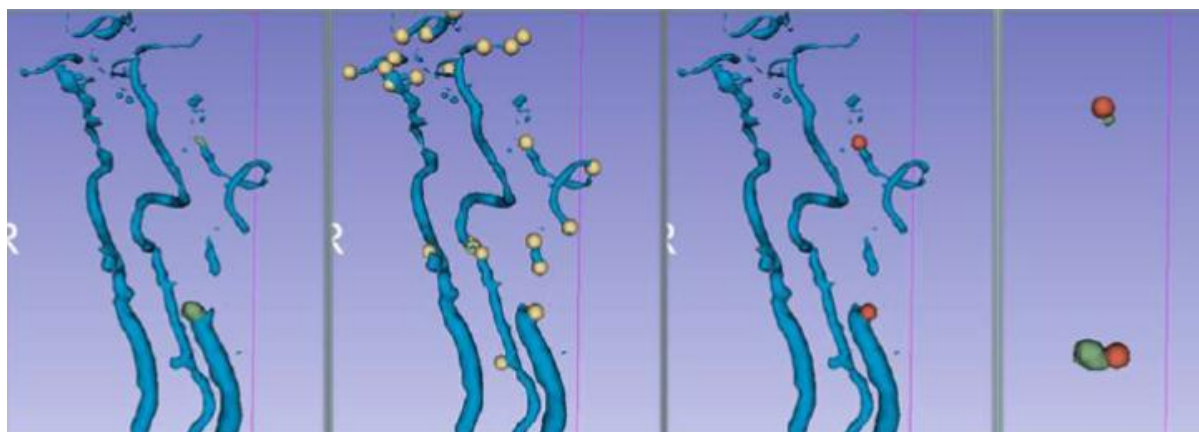


Рисунок 4. Пример работы алгоритма

Без сомнений данный подход требует ещё множества доработок от банального увеличения количества тренировочных данных до тонкой настройки гиперпараметров аугментаций данных и непосредственно

тренировки нейронной сети, но уже на данной итерации он показывает не стохастические результаты и извлекает из сырых снимков полезный сигнал, который врачи могут использовать в своей работе.

4.4. Выводы и результаты по главе

В данной главе был представлено решение задачи обнаружения и выделения окклюзий:

- выбран подход к решению;
- проанализированы и предобработаны поступившие от врачей данные КТА сканирований;
- добавлены результаты предыдущего этапа по сегментации окклюзий, улучшившие показатели классификационной модели;
- проведены эксперименты по обучению классификационных нейронных сетей и получены ненулевые результаты, которые могут улучшены в дальнейшей работе.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе выпускной квалификационной работы были продемонстрированы знания и практические умения в сфере машинного обучения для производственных задач, и, как результат, был разработано программное решение по обнаружению окклюзии сосудов головного мозга по снимку компьютерной томографической ангиографии.

На момент написания работы продолжается проведение экспериментов по улучшению показателей описанных подходов построения карты сосудов и классификации их кончиков как окклюзированных, однако уже имеющиеся результаты были приняты врачами в работу и помогают значительно облегчить процесс анализа ангиографических сканирований.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

Научные публикации

1. Barman A, Inam M, Lee S, Savitz S, Sheth S, Giancardo L. Determining ischemic stroke from CT-angiography imaging using symmetry-sensitive convolutional networks. In: Proceedings from the 2019 IEEE 16th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI 2019), Venice, Italy, April 8–11, 2019;1873–1877
2. N. Hema Rajini, R. Bhavani, Computer aided detection of ischemic stroke using segmentation and texture features, ISSN 0263-2241, doi:10.1016/j.measurement.2013.01.010.
3. Anjali Gautam, Balasubramanian Raman, Towards effective classification of brain hemorrhagic and ischemic stroke using CNN, Biomedical Signal Processing and Control, ISSN 1746-8094, doi: 10.1016/j.bspc.2020.102178.
4. Hu, X., Luo, W., Hu, J. et al. Brain SegNet: 3D local refinement network for brain lesion segmentation. BMC Med Imaging 20, 17 (2020). doi:10.1186/s12880-020-0409-2
5. 3D-UCaps: 3D Capsules Unet for Volumetric Image Segmentation doi:10.48550/arXiv.2203.08965
6. Francisco F.X. Vasconcelos, Róger M. Sarmiento, Pedro P. Rebouças Filho, Victor Hugo C. de Albuquerque, Artificial intelligence techniques empowered edge-cloud architecture for brain CT image analysis, Engineering Applications of Artificial Intelligence, ISSN 952-1976,doi:10.1016/j.engappai.2020.103585.
7. Level Set Based on Brain Radiological Densities for Stroke Segmentation in CT Images. doi:10.1109/CBMS.2017.172
8. KEMMLING A., WERSCHING H., BERGER K., KNECHT S., GRODEN C., NÖLTE I.: Decomposing the hounsfield unit: probabilistic

- segmentation of brain tissue in computed tomography. *Clinical neuroradiology* 22, 1 (2012), 79–91. doi:10.1007/s00062-011-0123-0. 2
9. Chéfd'Hotel C, Hermosillo G, Faugeras O. Flows of diffeomorphisms for multimodal image registration. In: *Proceedings IEEE International Symposium on Biomedical Imaging*. IEEE; 2002. p. 753–756.
 10. Avants, B. B., Epstein, C. L., Grossman, M., and Gee, J. C. (2008). Symmetric diffeomorphic image registration with cross-correlation: evaluating automated labeling of elderly and neurodegenerative brain. *Med. Image Anal.* 12, 26–41. doi: 10.1016/j.media.2007.06.004
 11. Thamm, Florian, et al. "VirtualDSA++-Automated Segmentation, Vessel Labeling, Occlusion Detection, and Graph Search on CT Angiography Data." *VCBM* . 2020.
 12. Amukotuwa, Shalini A., et al. "Fast automatic detection of large vessel occlusions on CT angiography." *Stroke* 50.12 (2019): 3431-3438.
 13. Stib, Matthew T., et al. "Detecting large vessel occlusion at multiphase CT angiography by using a deep convolutional neural network." *Radiology* 297.3 (2020): 640-649.
 14. Meijs, Midas, et al. "Image-level detection of arterial occlusions in 4D-CTA of acute stroke patients using deep learning." *Medical Image Analysis* 66 (2020): 101810.
 15. Comparison of convolutional neural networks for detecting large vessel occlusion on computed tomography angiography
 16. Thamm, Florian, et al. "Detection of Large Vessel Occlusions Using Deep Learning by Deforming Vessel Tree Segmentations." *Bildverarbeitung für die Medizin 2022* . Springer Vieweg, Wiesbaden, 2022. 44-49.
 17. Thamm, Florian, et al. "Building Brains: Subvolume Recombination for Data Augmentation in Large Vessel Occlusion Detection." *arXiv preprint arXiv:2205.02848* (2022).

Интернет-сайты

18. Global stroke statistics 2022 [сайт]. URL:
<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9980380/>
19. Федеральная служба государственной статистики. Здоровье в России, 2021 год [сайт]. URL: https://gks.ru/bgd/regl/b21_34/Main.htm
20. DICOM format [сайт]. URL: <https://www.dicomstandard.org/current>
21. 3D Slicer [сайт]. URL: <https://www.slicer.org/wiki/>
22. NifTI [сайт]. URL: <https://nifti.nimh.nih.gov/nifti-1/>
23. NRRD [сайт]. URL: <https://teem.sourceforge.net/nrrd/>