# ТЕОРЕТИЧЕСИКЕ ОСНОВЫ РАЗРАБОТКИ ПРОГРАММНО-АЛГОРИТМИЧЕСКОГО КОМПЛЕКСА АНАЛИЗА ОКТ-ИЗОБРАЖЕНИЙ СЕТЧАТКИ

## Описание биотехнической системы

Биотехническая система, в которой предполагается использовать разрабатываемый программный комплекс, представлена на рисунке 1.

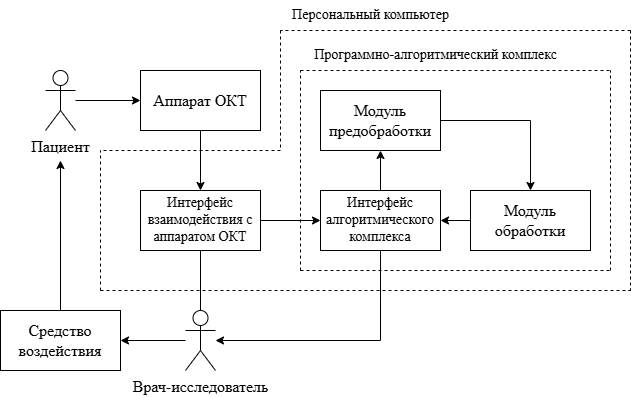


Рисунок 1 – Биотехническая система

Основными компонентами системы являются элементы, представленные далее:

1. Пациент – биологический объект, по отношению к которому применяются диагностические методы исследования для определения его состояния.
2. Аппарат ОКТ – оптический когерентный томограф, применяемый для получения изображения сетчатки глаза пациент. Аппарат ОКТ производит зондирование биологических тканей оптическим излучением ближнего инфракрасного диапазона. Отраженная и опорная световые волны создают интерференционную картину, анализ которой позволяет визуализировать морфологическое строение анализируемого биологического объекта. Результирующее изображение поступает на «Интерфейс взаимодействия с аппаратом ОКТ».
3. Интерфейс взаимодействия с аппаратом ОКТ – пользовательский интерфейс, позволяющий управлять аппаратом ОКТ: выбирать функции анализа, выбирать режим и тип съемки, выбирать методы коррекции, просматривать и анализировать полученное изображение. Далее, через интерфейс сетевого взаимодействия, полученное изображение может быть предано разрабатываемому программно-алгоритмическому комплексу для проведения аналитических преобразования, позволяющих врачу-офтальмологу получить статистическую информацию о возможных патологиях.
4. Интерфейс алгоритмического комплекса – пользовательский интерфейс, позволяющий взаимодействовать с разрабатываемым программно-алгоритмическим комплексом. Пользовательский интерфейс позволят загрузить изображения, провести анализ изображения, просмотреть статистические данные о возможных патологиях, полеченные в результате проведения анализа изображения, просмотреть статистические данные анализа каждого проанализированного изображения за данную сессию. При выборе функции анализа изображения, оно поступает на «Модуль предобработки».
5. Модуль предобработки – совокупность алгоритмических преобразований ОКТ-изображения, позволяющих выделить анализируемую область сетчатки. После проведения предварительной обработки, результирующее ОКТ-изображения поступает на «Модуль обработки».
6. Модуль обработки – модель нейронной сети, предварительно обученная на большом количестве различных ОКТ-изображений сетчатки, содержащих патологии, для проведения сегментации ОКТ-изображения сетчатки – выделения патологических участков изображения. Результатом работы модуля обработки является объект, содержащий координаты и контура выделенных областей, их классификацию и вероятность правильной классификации. Полученный объект, далее, передаётся «Модулю формирования заключения».
7. Модуль формирования заключения – совокупность алгоритмов, преобразующих объект, полученный от «Модуля обработки» в объект заключения. Модуль формирования заключения разбирает полученные вероятностные классификации патологий анализируемого изображения, сравнивает классифицированные патологии с референтными таблицами и формирует вероятностное заключение на основе вероятностей верной классификации патологий. Далее, сформированное заключение отправляется на «Интерфейс алгоритмического комплекса», что позволяет врачу-исследователю ознакомиться с результатами проведенного анализа.
8. Врач-исследователь – квалифицированный специалист в области офтальмологии, осуществляющий применение разрабатываемого программно-алгоритмического комплекса в качестве инструмента интеллектуальной поддержки процесса принятия диагностических решений. В процессе анализа полученных данных врач-исследователь интерпретирует результаты автоматизированной обработки медицинских изображений в совокупности с собственными клинико-диагностическими выводами, на основании чего формирует обоснованное заключение, отражающее интегративную оценку состояния «Пациента». При помощи «Средства воздействия» врач-исследователь обеспечивает восстановление или стабилизацию состояния «Пациента».
9. Средство воздействия – компонент, используемый врачом-исследователем для проведения различных мероприятий для стабилизации или изменения состояния «Пациента», в зависимости от произведенной интегральной оценки его состояния.

## Описание входных данных программно-алгоритмического комплекса

На рисунке 2 представлен пример ОКТ-изображения, подающегося на вход программно-алгоритмическому комплексу.

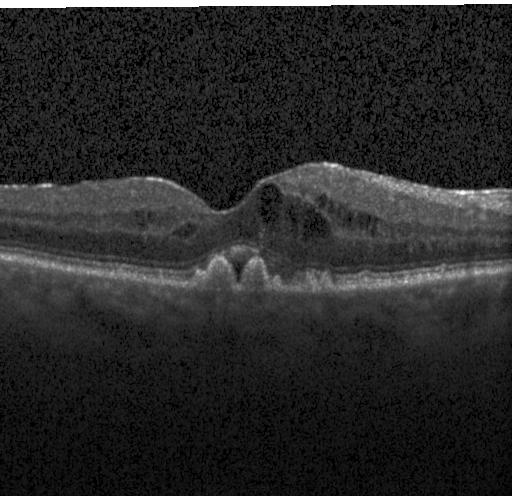


Рисунок 2 – Пример ОКТ-изображения, подающегося на вход программно-алгоритмическому комплексу

Анализируя исходное изображение, можно заметить, что оно содержит некоторую лишнюю информацию, в виде тёмных областей сверху и снизу изображения, которая может негативно повлиять на работу модуля обработки. Для того, чтобы сфокусировать внимание модуля обработки на значимой части анализируемого изображения, применятся модуль предобработки.

## Разработка модуля предобработки

На рисунке 3 представлена общая схема последовательности этапов алгоритмических преобразований, проводимых над анализируемым ОКТ-изображением, для выделения его значимой части. Каждый из этапов предобработки более подробно рассмотрен далее.



Рисунок 3 – Схема алгоритмических преобразований модуля предобработки

### Преобразование к чёрно-белому изображению

В решаемой задаче сегментации морфологических структур биологического объекта цветовая информация не представляет значимой аналитической ценности. При этом обработка цветного изображения требует больше вычислительных ресурсов и времени, чем на обработка черно-белого. Поэтому преобразование изображения в оттенки серого позволяет оптимизировать процесс обработки без потери значимой информации.

Следует отметить, что использование изображения в оттенках серого позволяет оптимизировать работу многих алгоритмов фильтрации изображений, например, алгоритмов выделения контуров и краёв, пороговой фильтрации, так как и значение интенсивности в точке.

На рисунке 4 представлено анализируемое ОКТ-изображение после прохождения первого этапа предобработки.

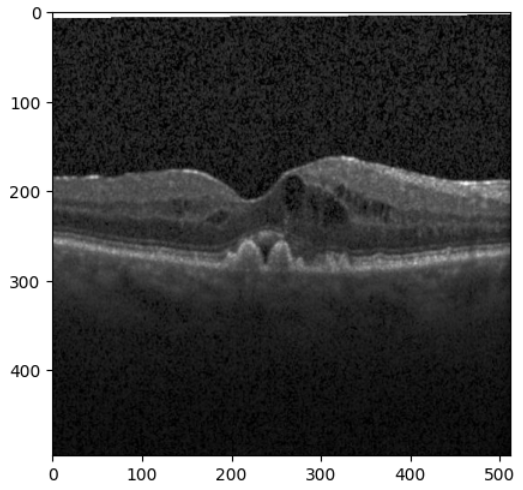


Рисунок 4 – Анализируемое ОКТ-изображение после прохождения первого этапа предобработки

Можно заметить, что рисунок 2, подаваемый на вход программно-алгоритмического комплекса, и рисунок 4, получаемый после прохождения первого этапа предобработки – идентичны. Это обусловлено тем, что рисунок 2 уже преобразован к формату в оттенках серого.

Программно-алгоритмический комплекс разработан с возможностью обработки как черно-белых, так и цветных изображений. В качестве примера на рисунке 5 представлено исходное цветное ОКТ-изображение, в котором различия в интенсивности сигнала визуализированы с помощью цветовой палитры.

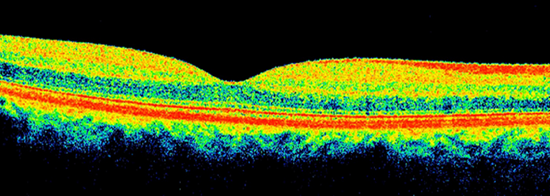


Рисунок 5 – Цветное ОКТ-изображение

### Размытие изображения

На рисунке 4 можно заметить «salt and pepper noise» – шум, выражающийся в чередовании чёрных и белых точек на изображении. Общая зашумленность изображения частицами, не несущими значимой аналитической информации, может негативно сказаться на последующем этапе выделения краёв, так как шум способен имитировать резкие границы или искажать существующие структуры.

Для устранения данного типа искажений на первом этапе предобработки применялся медианный фильтр. Этот фильтр заменяет каждый пиксель изображения на медианное значение из его локального окружения, что позволяет эффективно подавлять одиночные выбросы интенсивности, характерные для «соляного и перцового» шума, при этом сохраняя реальные границы объектов.

Однако, медианный фильтр может привести к лёгкому размытию деталей. Для компенсации этого эффекта и улучшения локальной контрастности применяется билатеральный фильтр, который одновременно выполняет сглаживание изображения и сохраняет резкие переходы интенсивности. В отличие от обычных гауссовых фильтров, билатеральный фильтр учитывает как пространственную близость пикселей, так и разницу в их интенсивности, что позволяет избирательно сглаживать только однородные области и сохранять границы между различными структурами.

На рисунке 6 представлено ОКТ-изображение сетчатки после прохождения второго этапа предобработки.

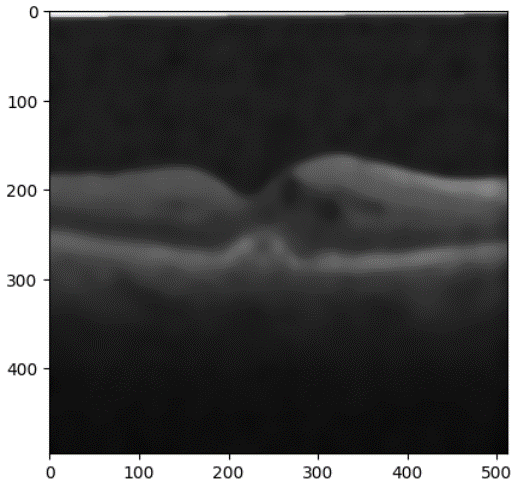


Рисунок 6 – Анализируемое ОКТ-изображение сетчатки после прохождения второго этапа предобработки

### Выделение краёв

Анализируя рисунок 6, можно заметить, что область, обладающая наибольшей информативностью, имеет явно выраженный перепад интенсивности сигнала. Это позволяет выделить аналитически значимую область с помощью оператора Собеля.

Оператор Собеля используется для выделения границ и резких переходов интенсивности в изображении. В рамках данной предобработки он был применён только по оси Y, поскольку вертикальные изменения в структуре сетчатки наиболее показательны для дальнейшего анализа.

На рисунке 7 представлено анализируемое ОКТ-изображение сетчатки после прохождения третьего этапа предобработки. на котором видно, как оператор Собеля выделяет наиболее контрастные вертикальные структуры.

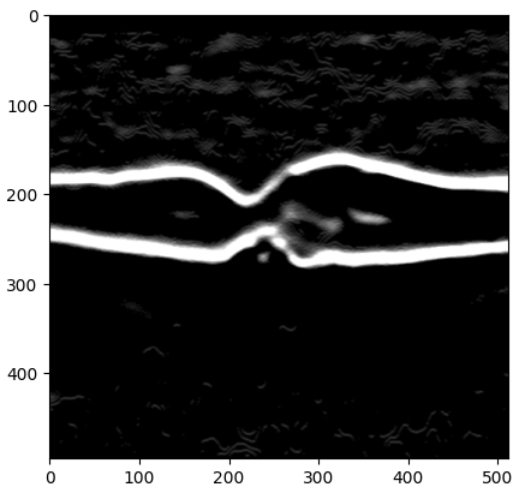


Рисунок 7 – Анализируемое ОКТ-изображение сетчатки после прохождения третьего этапа предобработки

### Пороговая фильтрация

Анализируя рисунок 7, можно заметить, что помимо значимой области были выделены некоторые шумовые артефакты, лучше всего заметные в верхних и нижних частях изображения.

Образовавшиеся артефакты могу негативно сказаться на последующих этапах обработки изображения. Поэтому, для предотвращения возможных негативных воздействий, которые могут оказать появившиеся артефакты, к изображения применяется бинарная фильтрация.

Принцип пороговой фильтрации основан на сравнении значения яркости каждого пикселя с заранее заданным порогом.

Если интенсивность пикселя превышает пороговое значение, он принимает максимальное значение (обычно белый цвет). В противном случае пиксель устанавливается в минимальное значение (обычно чёрный цвет).

На рисунке 8 представлено анализируемое ОКТ-изображения сетчатки после прохождения четвертого этапа предобработки.

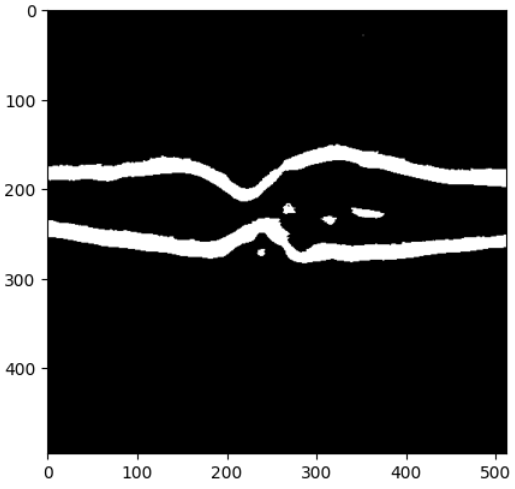


Рисунок 8 – Анализируемое ОКТ-изображения сетчатки после прохождения четвертого этапа предобработки

### Морфологические преобразования

Иногда, этап пороговой фильтрации оставляет некоторые артефакты видимыми на изображении. Морфологические преобразования представляют ещё один инструмент, способный из подавить.

В данном случае последовательно применяется две морфологические операции:

1. Открытие – операция, состоящая из эрозии с последующим дилатированием. Она позволяет удалить мелкие шумовые объекты, не входящие в состав крупных структур, сохраняя при этом общую форму и размеры значимых областей. Эффективна для устранения мелких изолированных пикселей и сглаживания границ
2. Закрытие – операция, включающая дилатацию, за которой следует эрозия. Применяется для заполнения небольших разрывов и размыканий внутри объектов, а также для сглаживания контуров. Закрытие помогает объединить близко расположенные пиксели в единую область и устранить небольшие тёмные вкрапления в светлых сегментах.

На рисунке 9 представлено анализируемое ОКТ-изображение после прохождения пятого этапа предобработки.

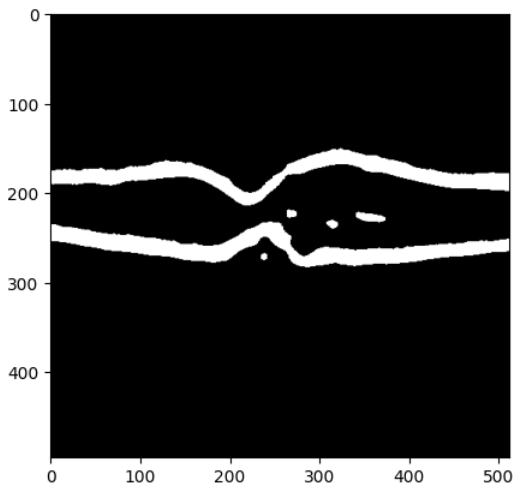


Рисунок 9 – Анализируемое ОКТ-изображение после прохождения пятого этапа предобработки

### Объединение контуров

Анализируя рисунок 9, можно заметить, что полностью избавиться от артефактов не удалось. Этап объединения контуров позволяет отдельно проанализировать каждый из выделенных контуров, провести фильтрацию по некоторому набору параметров и отобрать только конура, соответствующие анализируемой области.

Так, у каждого контура проверяется:

1. Площадь – если площадь контура менее определенной константы, контур помечается как артефактный и не учувствует в дальнейшей обработке.
2. Ширина – если ширина контура менее 1/4 от ширины всего изображения, контур помечается как артефактный и не учувствует в дальнейшей обработке.
3. Схожесть с геометрическими объектами – если в контур может быть вписана прямая линия с минимальной ошибкой по расстоянию от лини до контура, то такой помечается как артефактный и не учувствует в дальнейшей обработке.

Объект с прошедшими фильтрацию контурами передаётся на следующий этап обработки.

### Выделение фрагмента изображения

На основе контуров, выделенных на предыдущем этапе обработки, рассчитывается совокупный ограничивающий прямоугольник (boundingRect) относительно всего анализируемого изображения.

Данный прямоугольник охватывает все найденные контуры и позволяет определить ключевые геометрические параметры: общую ширину и высоту области, а также координаты правого нижнего угла по осям X и Y.

Рассчитанные характеристики используются для автоматизированного определения положения области интереса — участка сетчатки, подлежащего дальнейшему анализу. Это существенно упрощает задачу локализации и обеспечивает фокусировку обработки на информативной части изображения.

На рисунке 10 представлено ОКТ-изображение сетчатки с наложенным ограничивающим прямоугольником, определённым на данном этапе.

Координаты, полученные в результате анализа контуров, позволяют выполнить обрезку исходного изображения по границам ограничивающего прямоугольника. Полученное в результате изображение может быть использовано для обучения алгоритмов, основанных на применении нейронных сетей, где важно наличие чётко локализованной и информативной входной области.

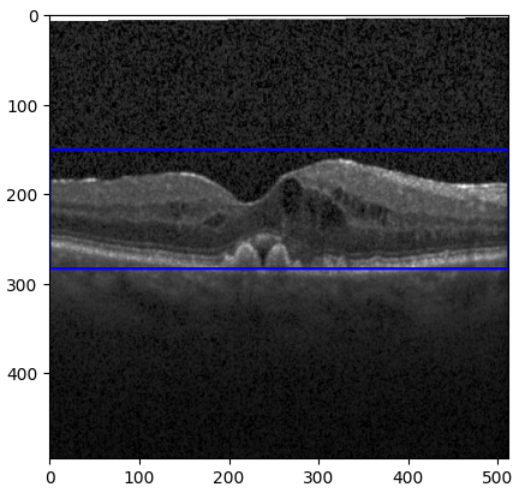


Рисунок 10 – Анализируемое ОКТ-изображение сетчатки с локализованными структурными элементами

## Составление выборки ОКТ-изображений сетчатки для обучения модели нейронной сети

Составление обучающей, тестовой и валидационной выборки выявляется одними из основных этапов разработки программного средства, включающего алгоритмы обработки изображений на основе нейронных сетей.

От качества выборки оказывает существенное влияние процесс и результаты обучения нейросетевых моделей:

* Размер выборки. От количества данных зависит эффективность и универсальность модели. Большее количество данных способствует повышения качества обобщения модели, снижает риск переобучения и позволяет модели лучше выявлять сложные закономерности в данных. Тогда как низкое количество данных снижает эффективность модели про обработки новых, ранее не встречавшихся данных.
* Сбалансированность. Выборка, содержащая равномерное распределение классов и вариантов данных, позволяет практически полностью исключить искажение обобщающей способности модели. Несбалансированная выборка приводит к тому, что модель начинать хуже распознавать редко встречающиеся классы, снижаю общую универсальность и точность системы.
* Качество аннотации. Наличие ошибок в аннотациях, например, неверная классификации или неправильное выделение области класса, ухудшает качество обучения модели. Высокое качество аннотации критично в задачах медицинского скрининга, где точность классификации имеет ключевое значение.
* Качество изображений. Высокое качество входных изображений способствует более эффективному извлечению признаков и ускоряет процесс обучения. Изображения низкого качества затрудняют обучение модели, увеличивают вероятность ошибок во время обработки и могут снизить производительность модели.

### Выбор данных для составления выборки

При выборе данных для обучающей, тестовой и валидационной выборок особое внимание уделялось общему объёму изображений, количеству размеченных патологий, а также возможностям последующего расширения выборки за счёт дополнительной аннотации существующих данных или включения новых аннотированных изображений.

В таблице 1 представлен обзор открытых выборок ОКТ-изображений, рассмотренных для использования в процессе обучения нейронной сети в соответствии с ранее сформулированными требованиями.

Таблица 1 – Характеристики рассмотренных открытых баз данных

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Название датасета | Аннотированные патологии | Добавление новых данных | Расширение существующей аннотации | Количество изображений |
| OPTIMA[] | ИК, СЖ, ОПЭ | Да | Нет | 849 |
| UMN[] | ИК, СЖ, ОПЭ | Да | Нет | 600 |
| RETOUCH[] | ИК, CЖ ОПЭ | Да | Нет | 1037 |
| KERMANY[] | — | — | — | 84495 |

Анализ проведённого обзора существующих открытых датасетов позволил установить, что наилучшим вариантом для использования является выборка RETOUCH, характеризующаяся сравнительно большим объёмом доступных изображений, а также возможностью расширения за счёт добавления новых данных.

Следует отметить, что основным затруднением при расширении данной выборки является проблема поиска изображений, сопоставимых с оригинальными по качеству сканирования, разрешению и размеру. Сохранение указанных параметров является критически важным для обеспечения однородности обучающей выборки, что напрямую влияет на качество обучения и обобщающую способность моделей сегментации.

Учитывая указанные ограничения, было принято решение о самостоятельной аннотации изображений на основе выборки KERMANY. Данный набор данных включает широкий спектр ОКТ-изображений сетчатки, преимущественно связанных с тремя основными патологиями: диабетическим макулярным отёком (ДМО), влажной формой возрастной макулярной дегенерации (влажная ВМД) и наличием друз. Кроме того, в составе выборки присутствуют изображения, демонстрирующие другие патологические изменения сетчатки, в частности отслойку пигментного эпителия и отслойку стекловидного тела.

Таким образом, самостоятельная аннотация изображений из выборки KERMANY и последующее обучение нейронной сети на расширенной выборке позволит увеличить количество диагностируемых патологий и, как следствие, повысить диагностические возможности разрабатываемого программно-алгоритмического комплекса.

### Аннотация ОКТ-изображений сетчатки

Сформированная выборка была обработана модулем предобработки с целью выделения значимой части изображения.

Аннотация результирующей выборки изображений производилась с помощью программного средства с открытым исходным кодом Label Studio [].

На рисунке 11 изображен интерфейс Label Studio.



Рисунок 11 – Интерфейс Label Studio

На рисунках 12, 13 представлено ОКТ-изображение сетчатки «ДО» и «ПОСЛЕ» проведения аннотации.

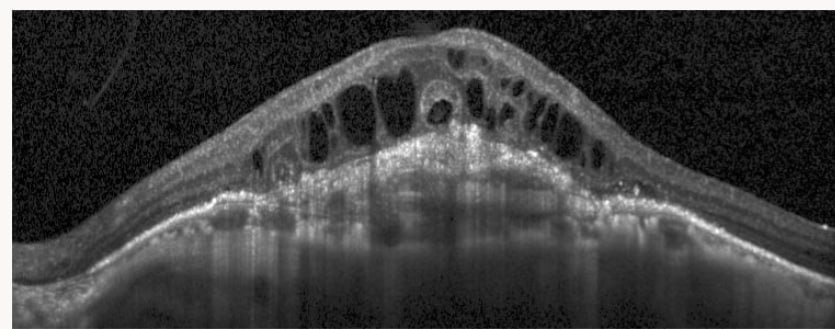


Рисунок 12 – ОКТ-изображение сетчатки «ДО» проведения аннотации

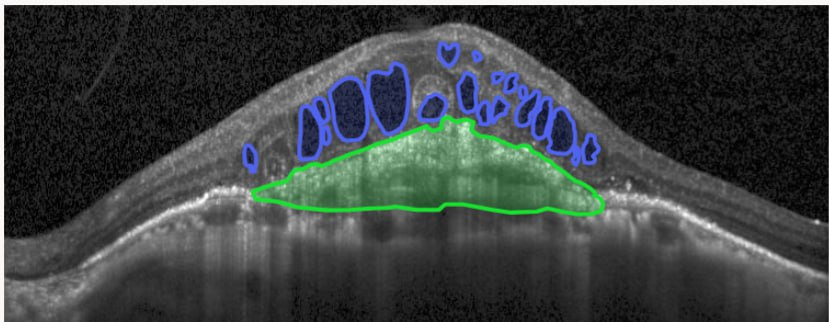


Рисунок 13 – ОКТ-изображение сетчатки «ПОСЛЕ» проведения аннотации

В таблице 2 представлена характеристика сформированной выборки. Следует отметить, что достоверность аннотаций ОКТ-изображений сетчатки была подтверждена верификацией, проведённой офтальмологом‑специалистом.

Таблица 2 – Характеристика сформированной выборки

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Тип аннотации | Общее число аннотаций | Общее количество изображений |
| retinal\_drusen (ретинальные друзы) | 1818 | 399 |
| intraretinal\_cyst (интраретинальные кисты) | 1313 |
| subretinal\_hyperreflective\_material (субретинальный гиперрефлективный материал) | 99 |
| neuroepithelium\_detachment (отслойка нейроэпителия) | 36 |
| vitreomacular\_traction (витреомакулярная тракция) | 35 |
| lamellar\_macular\_rupture (ламеллярный макулярный разрыв) | 27 |
| vitreous\_detachment (отслойка стекловидного тела) | 14 |

Сформированную выборку предполагается использовать для обучения модели нейронной сети.

## Разработка модуля обработки

Модулем обработки является модель нейронной сети, производящая сегментацию изображения. Задача модуля обработки – выделить вероятные патологии в морфологической структуре сетчатки, изображенной на обрабатываемом ОКТ-изображении.

Выбор верной архитектуры модели нейронной сети играет одну из ключевых ролей в точности и эффективности сегментации.

В целях выбора наилучшей архитектуры для решения задачи сегментации ОКТ-изображений сетчатки рассматривались несколько наиболее современных моделей нейронных сетей.

### YOLO

### SAM2

### DeepLabV3+

## Разработка интерфейса алгоритмического комплекса