



Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«Московский государственный технический университет
имени Н.Э. Баумана
(национальный исследовательский университет)»
(МГТУ им. Н.Э. Баумана)

ФАКУЛЬТЕТ ИНФОРМАТИКА И СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ

КАФЕДРА СИСТЕМЫ ОБРАБОТКИ ИНФОРМАЦИИ И УПРАВЛЕНИЯ

РАСЧЕТНО-ПОЯСНИТЕЛЬНАЯ ЗАПИСКА К НАУЧНО-ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКОЙ РАБОТЕ

НА ТЕМУ:

Сравнение U-net и YOLO для
распознавания диабетической ретинопатии

Студент ИУ5-32М
(Группа)

Елхимова И.С.
(Подпись, дата) (И.О.Фамилия)

Руководитель

Ю.Е. Гапанюк
(Подпись, дата) (И.О.Фамилия)

2023 г.

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана
(национальный исследовательский университет)»
(МГТУ им. Н.Э. Баумана)

УТВЕРЖДАЮ
Заведующий кафедрой ИУ5
(Индекс)
В.И. Терехов
(И.О.Фамилия)
« 04 » сентября 2023 г.

ЗАДАНИЕ
на выполнение научно-исследовательской работы

по теме _____

Студент группы ИУ5-32М

Елхимова Ирина Сергеевна
(Фамилия, имя, отчество)

Направленность НИР (учебная, исследовательская, практическая, производственная, др.)

ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКАЯ

Источник тематики (кафедра, предприятие, НИР) КАФЕДРА

График выполнения НИР: 25% к ____ нед., 50% к ____ нед., 75% к ____ нед., 100% к ____ нед.

Техническое задание Сравнить YOLO и U-net для задачи распознавания диабетической
ретинопатии

Оформление научно-исследовательской работы:

Расчетно-пояснительная записка на 22 листах формата А4.

Перечень графического (иллюстративного) материала (чертежи, плакаты, слайды и т.п.)

Дата выдачи задания « 04 » сентября 2023 г.

Руководитель НИР

Ю.Е. Гапанюк
(Подпись, дата) (И.О.Фамилия)

Студент

И.С. Елхимова
(Подпись, дата) (И.О.Фамилия)

Примечание: Задание оформляется в двух экземплярах: один выдается студенту, второй хранится на кафедре.

Оглавление

Оглавление	3
1. Диабетическая ретинопатия	4
2. Описание набора данных.....	8
3. Сверточные нейронные сети	12
4. Применение U-Net для распознавания диабетической ретинопатии.....	15
5. Применение YOLO для распознавания диабетической ретинопатии	18
6. Сравнение нейронных сетей	21
Список использованных источников	22

1. Диабетическая ретинопатия

Диабетическая ретинопатия — это осложнение диабета, которое может привести к повреждению сосудов сетчатки глаза. Высокий уровень сахара в крови может вызвать повреждение мелких кровеносных сосудов в глазах, что приводит к их утечке или затруднению кровотока. Это может привести к появлению новых сосудов, которые могут быть очень хрупкими и легко разрушаться, что приводит к кровоизлияниям в глазах[1].

Симптомы диабетической ретинопатии могут включать размытость зрения, двойное зрение, потерю зрения или темные пятна в поле зрения. Важно знать, что симптомы могут не появляться в самом начале заболевания, поэтому регулярный осмотр глаз врачом-офтальмологом очень важен для выявления заболевания в ранней стадии.

Лечение диабетической ретинопатии может включать контроль уровня сахара в крови, лазерную хирургию, инъекции в глаз или хирургические вмешательства. Раннее выявление и лечение диабетической ретинопатии могут помочь предотвратить ухудшение зрения и сохранить здоровье глаз.

Этиология данного заболевания разнообразна. Одной из ведущих причин является сахарный диабет, в результате которого развивается диабетическая ретинопатия, относящаяся к диабетическим микроангиопатиям. В Российской Федерации количество пациентов с установленным диагнозом сахарный диабет 2021 по данным ФГБУ «ЦНИИОИЗ» Минздрава России составило 5 168 896 человек. По данным ФГБУ «НМИЦ эндокринологии» Минздрава России диабетическая ретинопатия занимает второе место по частоте среди всех осложнений сахарного диабета 1 типа (частота – 31,7%) и третье место при сахарном диабете 2 типа (частота – 13,5%) [2].

Диабетическая ретинопатия может проявляться на глазном дне следующими признаками:

1. Микроаневризмы — это небольшие выпуклости на стенках сосудов сетчатки, которые могут быть заметны на фотографии глазного дна.

2. Изменения в сосудах — сосуды могут быть расширенными, перекрученными, иметь утолщенные стенки и заметно петлистую форму.

3. Кровоизлияния — кровоизлияния на глазном дне могут быть разных размеров и форм, включая точечные кровоизлияния (петехии), крупные кровоизлияния (геморрагии) и расплывчатые кровоизлияния.

4. Отечность сетчатки — это отек тканей вокруг сосудов сетчатки, который может привести к размытости зрения.

5. Новообразования — в некоторых случаях, при диабетической ретинопатии на глазном дне могут появиться новые кровеносные сосуды, которые могут быть очень хрупкими и легко разрушаться, что приводит к кровоизлияниям в глазах.

Для диагностики диабетической ретинопатии на фотографии глазного дна используется метод флюоресцеиновой ангиографии. Этот метод позволяет визуализировать сосуды сетчатки глаза и выявить изменения, связанные с диабетической ретинопатией.

Процедура флюоресцеиновой ангиографии включает введение специального красителя в вену на запястье или локте пациента. Краситель распределяется по кровотоку и заполняет сосуды сетчатки глаза. Затем фотографии глазного дна делаются в разных фазах, чтобы визуализировать прохождение красителя через сосуды и выявить возможные изменения.

Офтальмолог, просматривая фотографии глазного дна, сможет оценить состояние сосудов сетчатки и выявить признаки диабетической ретинопатии. В зависимости от степени поражения сосудов, могут быть назначены дополнительные обследования и лечение.

Однако, важно понимать, что диагностика диабетической ретинопатии на фотографии глазного дна может быть не совсем точной и требует подтверждения другими методами и обследованиями.

Возникает потребность в автоматизации данного процесса. Для оптического распознавания диабетической ретинопатии с помощью обучения нейронных сетей используется метод компьютерного зрения. Этот метод позволяет автоматически анализировать фотографии глазного дна и выявлять признаки диабетической ретинопатии.

Для сбора данных для оптического определения диабетической ретинопатии по фото необходимо провести фотографирование глаз пациента. Обычно это делается с помощью специальных камер, которые могут фиксировать изображения с высоким разрешением.

После того, как фотографии глаз сделаны, необходимо проанализировать их, чтобы определить наличие признаков диабетической ретинопатии. Для этого используются различные алгоритмы компьютерного зрения и методы обработки изображений.

Например, одним из методов анализа может быть сегментация сосудов сетчатки глаза, что позволяет выделить зоны, где сосуды подвержены изменениям, связанными с диабетической ретинопатией. Также могут использоваться методы классификации изображений, которые позволяют определить наличие различных стадий заболевания.

Одним из наиболее распространенных методов, используемых для распознавания диабетической ретинопатии, является глубокое обучение с помощью сверточных нейронных сетей (Convolutional Neural Networks, CNN). CNN являются мощным инструментом для анализа изображений, так как они способны автоматически извлекать признаки из входных данных, включая текстуры, формы и цвета.

Для обучения нейронных сетей используются большие наборы фотографий глазного дна, которые содержат как здоровые, так и больные глаза с

различными степенями диабетической ретинопатии. Эти изображения используются для тренировки нейронных сетей, которые обучаются распознавать признаки заболевания на фотографиях глазного дна.

После того, как нейронная сеть была обучена, она может быть использована для автоматического анализа новых фотографий глазного дна и выявления признаков диабетической ретинопатии. Этот подход может помочь в раннем выявлении заболевания и предоставлении своевременного лечения.

Такой способ обнаружения диабетической ретинопатии смог бы существенно облегчить работу врачам-офтальмологам.

2. Описание набора данных

Набор данных для исследования был предоставлен ГНЦ РФ ФГБУ «НМИЦ эндокринологии» Минздрава России. Было получено около 260 фотографий пациентов. Фотографии были получены с помощью фундус-камеры. В связи с тем, что фотографии являются реальными, полученными в ходе исследования пациентов, распространять данные не допускается.

На фото могут быть следующие артефакты: следы ЛКС, микроаневризмы, твердые эксудаты, ватообратные эксудаты, петихальные кровоизлияния, симптом Салюса и ИРМА. Для того, чтобы было понимания как выглядит каждый из признаков, ЭНЦ предоставил презентацию, где на фотографиях отмечены признаки. Также размеченные датасеты перепроверяли врачи из ЭНЦ.

Ниже представлены признаки, по которым можно различить артефакты:

Следы ЛКС (Лазера-Коагуляционной Склеротерапии) — это следы лечения диабетической ретинопатии с помощью лазерной коагуляции. Эта процедура используется для запечатывания мелких кровеносных сосудов в глазу, чтобы предотвратить дальнейшее развитие ретинопатии.

Микроаневризмы — это маленькие выпуклости на поверхности кровеносных сосудов глазного дна. Они могут возникнуть из-за повреждения стенок кровеносных сосудов, вызванного высоким уровнем сахара в крови. Микроаневризмы могут привести к утечке жидкости в ткани глаза, что может привести к развитию отека сетчатки.

Твердые эксудаты — это желтоватые отложения на глазном дне, которые могут быть связаны с нарушением кровотока в сосудах глаза. Они возникают из-за утечки жидкости из поврежденных кровеносных сосудов глаза.

Ватообразные эксудаты — это белые отложения на глазном дне, которые также могут быть связаны с нарушением кровотока в сосудах глаза. Они возникают из-за утечки жидкости из поврежденных кровеносных сосудов глаза.

Петихальные кровоизлияния — это маленькие кровоизлияния на поверхности глазного дна. Они могут возникнуть из-за повреждения кровеносных сосудов глаза, вызванного высоким уровнем сахара в крови.

Симптом Салюса — это наличие новых кровеносных сосудов на глазном дне. Эти новые сосуды могут быть хрупкими и легко разрываться, вызывая кровоизлияния в глаза.

ИРМА (intraretinal microvascular abnormalities) — это изменения в кровеносных сосудах глаза, которые могут быть предвестником развития диабетической ретинопатии. Они могут включать расширение или сужение сосудов, а также их закручивание.

Для диагностики диабетической ретинопатии на фотографии глазного дна используется метод флюоресцеиновой ангиографии. Этот метод позволяет визуализировать сосуды сетчатки глаза и выявить изменения, связанные с диабетической ретинопатией.

Процедура флюоресцеиновой ангиографии включает введение специального красителя в вену на запястье или локте пациента. Краситель распределяется по кровотоку и заполняет сосуды сетчатки глаза. Затем фотографии глазного дна делаются в разных фазах, чтобы визуализировать прохождение красителя через сосуды и выявить возможные изменения.

Офтальмолог, просматривая фотографии глазного дна, сможет оценить состояние сосудов сетчатки и выявить признаки диабетической ретинопатии. В зависимости от степени поражения сосудов, могут быть назначены дополнительные обследования и лечение.

Однако, важно понимать, что диагностика диабетической ретинопатии на фотографии глазного дна может быть не совсем точной и требует подтверждения другими методами и обследованиями.

Возникает потребность в автоматизации данного процесса. Для оптического распознавания диабетической ретинопатии с помощью обучения нейронных сетей используется метод компьютерного зрения. Этот метод позволяет автоматически анализировать фотографии глазного дна и выявлять признаки диабетической ретинопатии.

Для сбора данных для оптического определения диабетической ретинопатии по фото необходимо провести фотографирование глаз пациента. Обычно это делается с помощью специальных камер, которые могут фиксировать изображения с высоким разрешением.

После того, как фотографии глаз сделаны, необходимо проанализировать их, чтобы определить наличие признаков диабетической ретинопатии. Для этого используются различные алгоритмы компьютерного зрения и методы обработки изображений.

Например, одним из методов анализа может быть сегментация сосудов сетчатки глаза, что позволяет выделить зоны, где сосуды подвержены изменениям, связанными с диабетической ретинопатией. Также могут использоваться методы классификации изображений, которые позволяют определить наличие различных стадий заболевания.

Одним из наиболее распространенных методов, используемых для распознавания диабетической ретинопатии, является глубокое обучение с помощью сверточных нейронных сетей (Convolutional Neural Networks, CNN). CNN являются мощным инструментом для анализа изображений, так как они способны автоматически извлекать признаки из входных данных, включая текстуры, формы и цвета.

Одной из наиболее успешных моделей CNN для распознавания диабетической ретинопатии является модель Inception-v3. Эта модель была разработана в Google и имеет высокую точность в распознавании различных стадий диабетической ретинопатии на фотографиях глаз.

В случае распознавания диабетической ретинопатии высокие результаты показывают такие модели, как YOLOv7 и U-Net.

Также существуют и другие модели нейронных сетей, которые могут быть использованы для распознавания диабетической ретинопатии, такие как ResNet, DenseNet, VGG и другие. Однако выбор оптимальной модели зависит от конкретной задачи и требует тщательного анализа данных и обучения модели.

Для обучения нейронных сетей используются большие наборы фотографий глазного дна, которые содержат как здоровые, так и больные глаза с различными степенями диабетической ретинопатии. Эти изображения используются для тренировки нейронных сетей, которые обучаются распознавать признаки заболевания на фотографиях глазного дна.

После того, как нейронная сеть была обучена, она может быть использована для автоматического анализа новых фотографий глазного дна и выявления признаков диабетической ретинопатии. Этот подход может помочь в раннем выявлении заболевания и предоставлении своевременного лечения.

3. Сверточные нейронные сети

Сверточные нейронные сети бывают разных типов. Например, есть двумерная свертка, она представляет собой достаточно простую операцию. Ядро “скользит” по двумерному изображению, поэлементно выполняя операцию умножения с той частью входных данных, над которой оно сейчас находится, и затем суммирует все полученные значения в один выходной пиксель. Таким образом, признаки на выходе представляют собой взвешенную сумму признаков на входе.

На рисунке 1 представлена двумерная сверточная нейронная сеть.

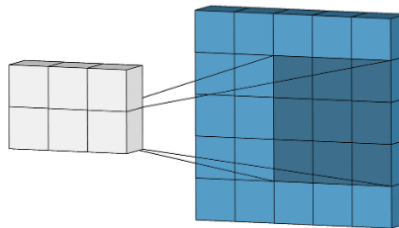


Рис. 1 – Двумерная свертка

Наиболее частые техники, которые используются в нейронных сетях – Padding и Striding. В случае Padding – по краям добавляются поддельные пиксели, которые никогда будут в центре. Таким образом, неподдельные пиксели всегда будут оказываться в центре ядра. В Striding – в этой технике пропускаются некоторые области, над которыми «скользит» ядро. Шаг 1 – берутся пролеты через пиксель, шаг 2 – через два и так далее.

Современные сети, например ResNet используют чередующиеся свертки для уменьшения размера на выходе.

Если рассматривать более сложный случай – с несколькими каналами, например, стандартно это 3 канала (RGB), тогда ситуация немного иная.

По факту каждый фильтр – это коллекция ядер, где каждое ядро уникально. Каждый фильтр создает только один выходной канал. Некоторые ядра могут иметь больший вес, чем другие. После обработки в каждом канале

все версии суммируются в один канал (рисунок 2). В свою очередь каждый выходной файл имеет свое смещение.

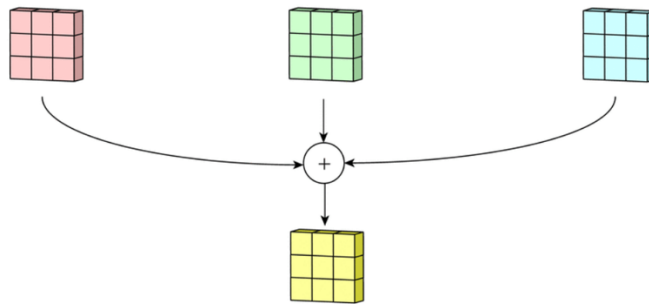


Рис. 2 – Суммирование версий в один канал

На рисунке 3 представлена топология сверточной нейронной сети.

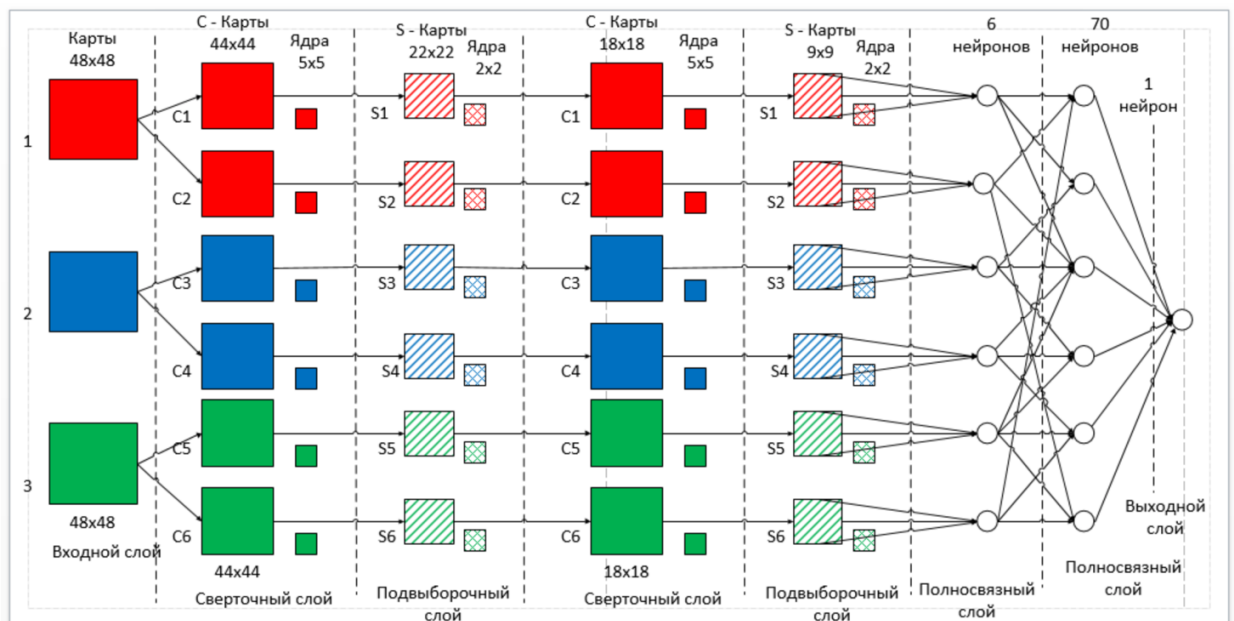


Рис.3 – Топология CNN

Входной слой представляет из себя цветные изображения. Каждое изображение разбивается на канал – красный, зеленый и синий. Входные данные каждого значения пикселя нормализуются по следующей формуле:

$$f(p, min, max) = \frac{p - min}{max - min}$$

где f – функция нормализации,

p – значение конкретного пикселя,

\min – минимальное значение пикселя (0),

\max – максимальное значение пикселя (255).

Сверточный слой в свою очередь состоит из карт признаков, у которых есть ядра (фильтры). Ядро состоит из весов или синапсов. В сверточной сети общие веса помогают сократить число связей и позволяют находить один и тот же признак по всему изображению.

Подвыборочный слой имеет карты, из число совпадает с числом на сверточном слое. Однако, цель данного слоя – уменьшение размерности карт предыдущего слоя.

Последний слой нейронной сети – полносвязный. На данном слое происходит классификация, слой моделирует сложную нелинейную функцию, при оптимизации которой улучшается качество распознавания.

Выходной слой связан со всеми нейронами предыдущего слоя и количество нейронов соответствует количеству распознаваемых классов.

4. Применение U-Net для распознавания диабетической ретинопатии

U-Net - это архитектура нейронной сети, которая широко используется для задач сегментации изображений, включая сегментацию признаков диабетической ретинопатии на фотографиях сетчатки глаза. Эта архитектура была разработана для эффективной сегментации медицинских изображений, и она имеет определенные особенности, которые делают ее подходящей для таких задач:

1. Архитектурная особенность: U-Net представляет собой сверточную нейронную сеть, которая включает в себя сверточные слои для извлечения признаков и транспонированные сверточные слои для восстановления пространственной информации. Она имеет форму буквы "U", что означает, что она имеет энкодер (для извлечения признаков) и декодер (для восстановления деталей). На рисунке 4 представлена архитектура U-Net.

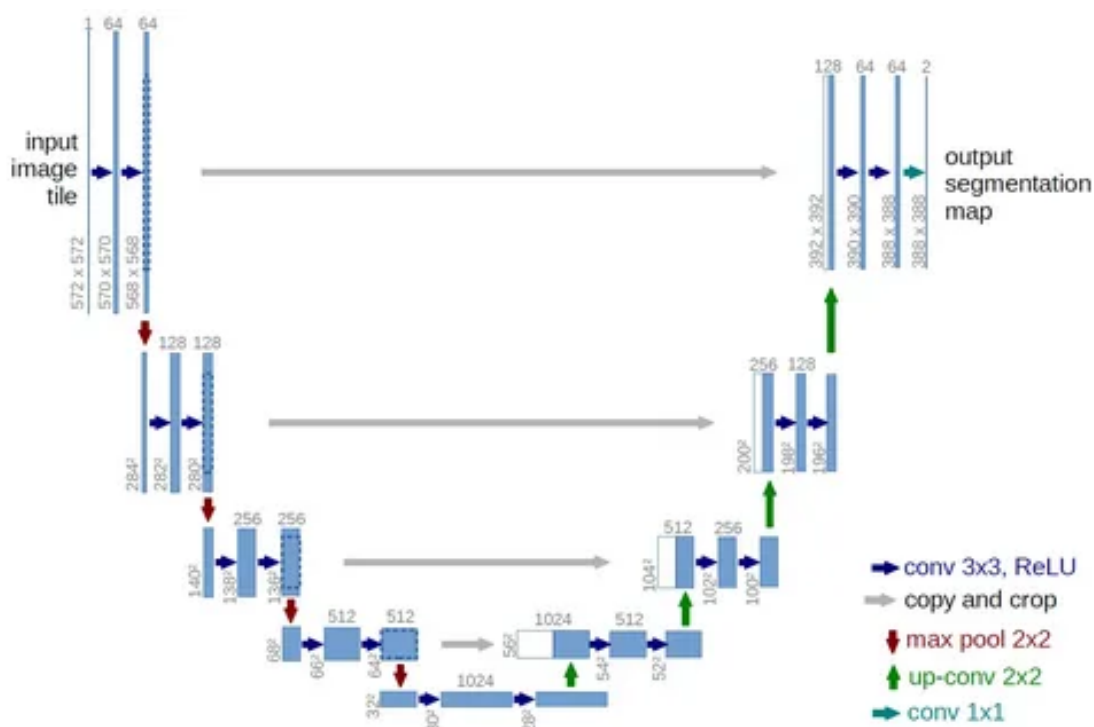


Рис. 4 – Архитектура U-Net

2. Постобработка: в задаче сегментации признаков диабетической ретинопатии, после того как U-Net предоставит сегментированные результаты, обычно используют постобработку, такую как удаление шума и объединение близких областей сегментации, чтобы получить более четкие и точные результаты.
3. Использование аннотированных данных: для обучения U-Net требуются размеченные данные, то есть изображения сетчатки, на которых признаки диабетической ретинопатии уже размечены как "положительные" и "отрицательные". Эти данные используются для обучения сети, чтобы она могла научиться точно выделять признаки.
4. Преимущества: U-Net обычно хорошо работает для сегментации объектов на изображениях с неравномерной формой и различными размерами, что является распространенной характеристикой медицинских изображений.
5. Fine-tuning: в зависимости от задачи и конкретных данных может потребоваться тонкая настройка архитектуры U-Net для оптимизации результатов.
6. Обработка нескольких классов: U-Net может быть настроена для сегментации нескольких классов признаков диабетической ретинопатии, таких как гемофтальм, новообразовательная ткань и микроаневризмы.

Успешное использование U-Net для сегментации признаков диабетической ретинопатии зависит от качества обучающих данных, архитектурных параметров и методов постобработки. Эта архитектура стала важным инструментом в области медицинской сегментации изображений и многих других приложениях.

Преимущества U-Net для распознавания диабетической ретинопатии:

1. U-Net является архитектурой сверточной нейронной сети, которая была изначально разработана для задач сегментации изображений, таких как распознавание биомедицинских изображений.

2. U-Net специально разработан для задач сегментации, где требуется точное выделение объектов на изображении. В случае ДР, это может быть полезным для выделения особых структур в сетчатке, таких как сосуды, кровоотечения и другие признаки ДР.

3. Состоит из энкодера, который поэтапно уменьшает размерность изображения, и декодера, который восстанавливает пространственную информацию. Эта архитектура позволяет успешно справляться с задачами, связанными с деталями и структурой, что может быть важно для анализа изображений сетчатки.

4. За счет симметричной структуры энкодера и декодера U-Net сохраняет контекстуальную информацию о изображении, что может быть важным при анализе сложных паттернов в медицинских изображениях.

5. U-Net может быть эффективным при обучении на небольших медицинских наборах данных, что может быть актуально для задач диагностики ДР, где доступ к обширным данным может быть ограничен.

6. Архитектуру U-Net можно настраивать под конкретные потребности задачи. Это позволяет легко вносить изменения и адаптировать архитектуру к конкретным особенностям задачи распознавания ДР.

6. U-Net показывает выдающиеся результаты в задачах сегментации объектов на изображениях, что может быть важным для точного выделения изменений, характерных для ДР.

.

5. Применение YOLO для распознавания диабетической ретинопатии

YOLO, или "You Only Look Once," представляет собой семейство алгоритмов для обнаружения объектов в изображениях и видео. Основная идея YOLO заключается в том, чтобы одновременно предсказывать ограничивающие рамки (bounding boxes) и вероятности классов объектов на изображении в одном проходе нейросети. Это позволяет YOLO достичь высокой скорости обнаружения объектов и хорошей производительности. На рисунке 5 представлена архитектура YOLO.

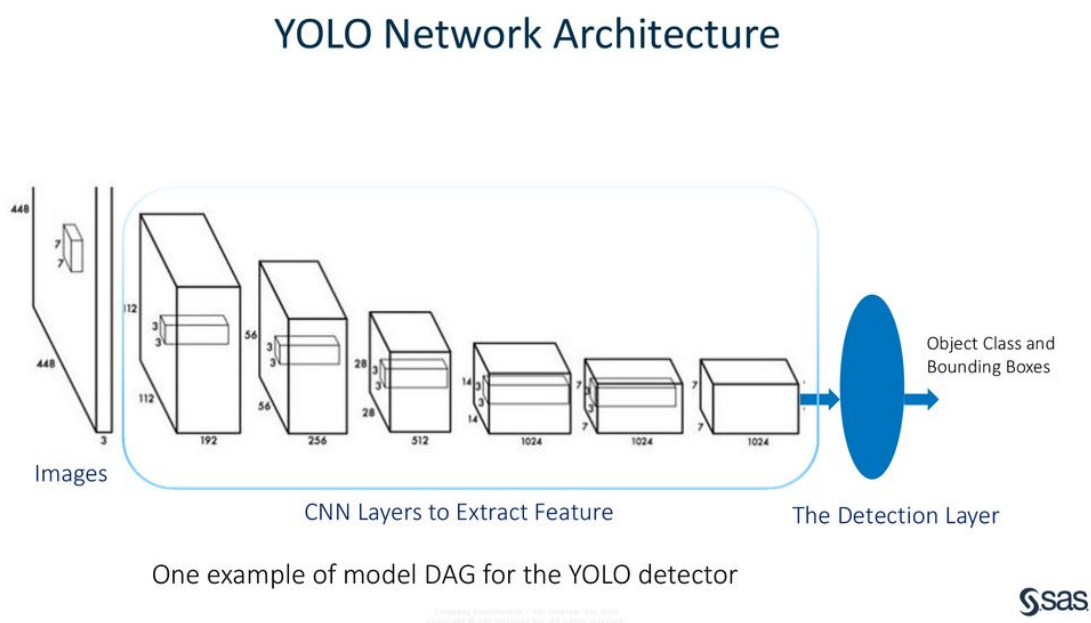


Рис. 5 – Архитектура YOLO

Вот основные особенности архитектуры YOLO:

1. Однопроходность (One-Shot Detection):

Основная особенность YOLO - обнаружение объектов в одном проходе. Алгоритм делит изображение на сетку и для каждой ячейки этой сетки предсказывает bounding box и вероятности классов. Это отличается от других методов, которые могут требовать нескольких проходов или локальных предсказаний.

2. Сетка с разделением ответственности (Grid Cells):

Изображение разбивается на сетку, и каждая ячейка сетки отвечает за предсказание bounding boxes, которые имеют наибольшее воздействие на эту ячейку. Это позволяет алгоритму эффективно обрабатывать объекты разного размера и формы.

3. Предсказания bounding box:

Каждая ячейка сетки предсказывает несколько bounding boxes (обычно 2 или 3), ассоциированных с определенными классами. Каждый bounding box характеризуется координатами (x, y) центра, шириной (w) и высотой (h), а также вероятностью присутствия объекта и вероятностями принадлежности к каждому классу.

4. Использование сверточных слоев:

YOLO использует сверточные слои для извлечения признаков из входного изображения. Это позволяет модели понимать содержимое изображения на различных уровнях детализации.

5. Использование признаков карт разных размеров:

Для обработки объектов различных размеров и дистанций, YOLO использует несколько уровней признаков карт. Каждый уровень предоставляет предсказания для разных масштабов объектов.

6. Non-Maximum Suppression (NMS):

После получения предсказаний, применяется процедура NMS для удаления дубликатов и уточнения обнаруженных объектов.

Преимущества YOLO для распознавания диабетической ретинопатии:

1. Скорость обнаружения - YOLO был разработан с учетом высокой скорости обнаружения объектов. Это особенно важно в распознавании медицинских снимков, где скорость может играть критическую роль, особенно при анализе большого объема данных.

2. Однопроходный метод YOLO означает, что он способен обнаруживать объекты в изображении за один проход, в отличие от методов, требующих

многократных проходов или региональных предсказаний. Это сокращает время вычислений и делает алгоритм более эффективным.

3. Обработка объектов разных размеров - YOLO разбивает изображение на сетку и предсказывает bounding boxes для каждой ячейки сетки. Это позволяет эффективно обрабатывать объекты разных размеров и форм.

4. Высокая точность и низкая ложноположительная оценка - это включает в себя более продвинутые архитектуры нейронных сетей, методы обработки малых объектов и другие техники, что может быть особенно важно при обнаружении деталей в медицинских изображениях.

6. Сравнение нейронных сетей

В настоящее время существует большое количество нейронных сетей. Чтобы понять какая нейронная сеть лучше справляется с задачей распознавания диабетической ретинопатии необходимо их сравнить. Сравнение работы двух нейронных сетей может быть выполнено с использованием различных метрик и методов, например:

1. Точность (Accuracy) - это наиболее простая метрика, которая измеряет процент правильных предсказаний модели. Однако, в некоторых задачах, где классы несбалансированы, точность может быть недостаточной.

2. Полнота (Recall) и Точность (Precision) - полнота измеряет способность модели обнаруживать все положительные примеры, а точность измеряет, насколько точными являются ее положительные предсказания. Эти метрики могут быть полезны в задачах, где важно минимизировать ложноположительные или ложноотрицательные результаты.

3. F1-Score — это среднее гармоническое между полнотой и точностью. Это полезная метрика, особенно если вам нужно балансировать между полнотой и точностью.

Исследования проводились на двух классах – новообразовательная ткань и гемофтальм, результаты приведены в таблице 1.

Модель	Accuracy	Precision	Recall
YOLO	98	39	46
U-net	82	53	85

Таблица 1 – Результаты для U-net и YOLO

Таким образом, обе модели достаточно неплохо справляются со своей задачей. Для улучшения результатов можно добавить предобработку фотографий.

Список использованных источников

- [1] – Режим доступа: <https://www.meridian.ru/zdorovye/diabet/diabeticheskaya-retinopatiya/> (дата обращения: 30.05.2023).
- [2] – Дедов И.И., Шестакова М.В., Викулова О.К., Железнякова А.В., Исаков М.А. «Эпидемиологические характеристики сахарного диабета в Российской Федерации: клинико-статистический анализ по данным регистра сахарного диабета на 01.01.2021». Сахарный диабет, 2021. – С. 204-221.