Здравствуйте, уважаемый председатель и члены государственной экзаменационной комиссии. Меня зовут Арам Галоян. Тема моей ВКР – Разработка сервиса для обработки ультразвуковых изображений с применением глубокого обучения.

Актуальность выбранной темы для выпускной квалификационной работы обусловлена широкой применяемостью искусственного интеллекта в обработке медицинских изображений. Снимок организма является источником важной информации о состоянии здоровья человека, поэтому необходимо максимально точно читать изображения и принимать во внимание всевозможные особенности пациента. Алгоритмы искусственного интеллекта могут обнаруживать ранние признаки рака молочной железы на маммограммах, узловые образования в легких на компьютерной томографии и обнаруживать признаки болезни Альцгеймера на МРТ. Искусственный интеллект также может использоваться для анализа эхокардиограмм для оценки функции сердца и диагностики сердечных заболеваний.

Целью данной выпускной квалификационной работы является не только расширение научного понимания методов классификации ультразвуковых изображений молочной железы, но и разработка практически применимого сервиса, способного автоматизировать этот процесс. Это может значительно упростить работу врачей и исследователей, повысив точность и скорость анализа ультразвуковых данных.

Для достижения указанной цели автор ставит перед собой следующие

задачи:

* Рассмотреть особенности ультразвуковых изображений
* Оценить значимость обработки ультразвуковых изображений в медицине
* Составить обзор моделей компьютерного зрения, в том числе в области медицинских изображений.
* Рассмотреть особенности архитектур, предназначенных для обработки ультразвуковых изображений.
* Проанализировать обрабатываемые данные и выбрать архитектуру модели для их обработки, обеспечивающей анализ ультразвуковых изображений.
* Выполнить программную реализацию модели в виде сервиса и оценку ее эффективности.

Объектом исследования выступают ультразвуковые изображения, а предметом исследования – автоматическая обработка ультразвуковых изображений с применением методов глубокого обучения.

Ультразвуковые изображения отличаются от обычных в первую очередь природой и физическими основами формирования. Ультразвук, как известно, представляет собой звуковые или акустические волны, частота которых превышает максимальную частоту звука, слышимого человеческим ухом, и равна 20 кГц.

Для того, чтобы понять, как генерируется снимок на мониторе ультразвуковой системы, нужно исследовать особенности датчика и ультразвуковых лучей, которые этот датчик создаёт и принимает. Датчик состоит из большого количества пьезоэлектрических элементов, которые переводят электрическую энергию в звуковую и звуковую в электрическую. Ультразвук в виде импульсного луча распространяется от поверхности датчика в мягкую ткань. Частично звуковые волны поглощаются тканью, но также отражаются и возвращаются к датчику, где они обнаруживаются. Ультразвуковые сканеры могут обрабатывать большое количество импульсных волн одномоментно и создавать изображения в реальном времени для проведения диагностики. Умение ультразвуковой системы различать две точки на определённой глубине в ткани, то есть осевое и латеральное разрешение, в основном определяется датчиком. Осевое и боковое разрешение — это то, что обычно принято считать разрешением изображения.

Осевое или продольное разрешение – это минимальная дистанция, на которой можно отличить два параллельно расположенных направлению ультразвукового лучу отражателя. Математически это приравнивается к половине пространственной длины импульса. Осевое разрешение высокое в случае, если пространственная длина импульса коротка. Чем короче длина волны и выше частота, тем лучше осевое разрешение и следовательно хороши пиксели при поверхностной ориентации.

Латеральное разрешение немного сложнее для понимания. Но, по сути,

Каждый кристалл может генерировать волны, и мы можем сконцентрировать дискретное число волн в определённое поле зрения. Плотность волн определит латеральное разрешение. То есть насколько разборчиво мы видим справа налево.

В данном случае у нас есть изогнутый зонд, в отличие от диаграмм, когда мы фокусируем больше волн в более узкое пространство, мы направляем волны в конус или изогнутое поле обзора.

Диагностика заболеваний молочной железы всегда должна проводиться с позиций онкологической настороженности. Раннее выявление рака (или его исключение на момент исследования) является основной задачей врача-диагноста, специалиста УЗИ. С целью повышения достоверности диагностики искусственные нейронные сети перспективно использовать в составе систем ультразвуковой обработки данных. Этот класс моделей машинного обучения в последние годы показывает ведущие результаты в области классификации изображений.

Среди преимуществ использования нейронных сетей — их устойчивость к высоким уровням помех. В процессе работы нейронные сети постоянно находятся в состоянии самообучения, что является основой их адаптации. Нейронные сети обладают способностью одновременно анализировать несколько информативных параметров и самостоятельно выявлять наиболее значимые диагностические признаки. Кроме того, модели глубокого обучения способны эффективно работать с большими объемами данных, не требующими предварительной обработки.

В задачах медицинской диагностики нейронные сети позволяют повысить вероятность постановки правильного диагноза и тратить меньше времени на анализ. Сервисы и системы на основе нейронных сетей развиваются по всему миру и помогают врачам выявлять различные патологии и заболевания, в том числе онкологию.

Компьютерное зрение, область искусственного интеллекта, направлено на то, чтобы позволить компьютерам интерпретировать и понимать визуальную информацию из окружающей среды, подобно зрительной системе человека. По своей сути компьютерное зрение направлено на воспроизведение возможностей человеческого зрения посредством анализа, обработки и извлечения значимой информации из изображений или видео.

Раньше компьютерное зрение предназначалось только для имитации зрительных систем человека, пока мы не поняли, как ИИ может дополнять свои приложения, и наоборот. Возможно, мы не осознаем этого каждый день, но нам помогают приложения компьютерного зрения в автомобильной промышленности, розничной торговле, банковских и финансовых услугах, здравоохранении и т. д.

Глубокие нейронные сети (DNN) обладают большими возможностями по распознаванию образов изображений и широко используются в алгоритмах компьютерного зрения. Сверточная нейронная сеть (**CNN** или **ConvNet**) — это класс DNN, который чаще всего применяется для анализа визуальных изображений. Он используется не только в компьютерном зрении, но и для классификации текста в обработке естественного языка (NLP). Большинство задач компьютерного зрения связаны с архитектурой CNN, поскольку в основе большинства задач лежит классификация изображения по известным меткам. Алгоритмы обнаружения объектов, такие как SSD (однократное обнаружение нескольких блоков) и YOLO (вы смотрите только один раз), также построены на основе CNN.

Выбор подходящей архитектуры для построения модели компьютерного зрения имеет решающее значение для достижения оптимальной производительности при решении различных задач. Различные архитектуры предлагают определенные преимущества и адаптированы к конкретным требованиям, таким как классификация изображений, обнаружение объектов, сегментация и многое другое. Однако важно понимать, что архитектуры могут работать по-разному для разных задач, и выбор архитектуры должен соответствовать конкретным целям и ограничениям конкретного приложения.

Ультразвуковые изображения, используемые в медицинских областях, представляют собой уникальный тип медицинских данных, обладающих рядом особенностей, которые необходимо учитывать при выборе готовых или разработке архитектур для их обработки с использованием методов компьютерного зрения.

Одной из ключевых особенностей ультразвуковых изображений является их способность проникать в ткани человеческого тела на различные глубины. Это отличает ультразвуковые изображения от, например, рентгеновских снимков, где изображается только поверхностная структура тканей. Глубина проникновения ультразвуковых волн может значительно варьировать в зависимости от используемой частоты и типа датчика. При разработке архитектур для обработки ультразвуковых изображений важно учитывать этот фактор, поскольку глубина проникновения может влиять на качество и интерпретацию полученных изображений. Кроме того, в отличие от других типов медицинских изображений, ультразвуковые изображения обычно имеют более низкое разрешение. Это связано с техническими ограничениями самого ультразвукового оборудования. Низкое разрешение может осложнять визуализацию и интерпретацию изображений.

Одной из таких архитектур является UNet. Архитектура сети приведена на рисунке 11. Данная сеть включает в себя сужающийся и расширяющийся пути. Сужающийся путь соответствует типичной архитектуре сверточной нейронной сети и включает последовательное применение двух сверточных операций размером 3×3, за которыми следуют функция активации ReLU и операция максимального пулинга (2×2 с шагом 2) для уменьшения пространственного разрешения. На каждом уровне понижающей дискретизации количество каналов признаков удваивается. Каждый этап расширяющегося пути включает операцию повышающей дискретизации карты признаков. Решая эти проблемы, другая архитектура Dense-UNet представляет новый подход, интегрируя плотные соединения внутри блоков кодера и декодера. Эти соединения улучшают распространение функций и поощряют повторное использование функций, что приводит к уменьшению потерь информации и количества параметров.