**Слайд 1** Здравствуйте, уважаемая комиссия.

**Слайд 2** Целью данной работы является разработка метода фильтрации малоразмерных шумов на цветных изображениях с помощью сверточных нейронных сетей. Для достижения указанной цели необходимо выполнить ряд задач, более подробно с которыми можно ознакомиться на слайде.

**Слайд 3** Современные технологии позволяют нам использовать разные устройства для захвата изображений, но эти изображения часто содержат шумы, ввиду распространённости оптики невысокого класса, что влияет на качество и информативность изображений. Удаление шумов является важной задачей в области обработки изображений. И необходимо разрабатывать инновационные методы и техники, чтобы автоматически удалять шумы, повышая их качество и сохраняя важную информацию. Это имеет широкое применение в компьютерном зрении, медицине, безопасности и других областях.

**Слайд 4** Малоразмерными шумами на изображениях называют случайное изменение яркости или цвета произвольного пикселя. Среди причин появления шумов могут быть различные физические явления, такие как: тепловой шум, квантовый шум и шум считывания. Выделяют различные виды шумов: шум Гаусса, солевой и перечный шум, спекл-шум, реальный шум имеет более сложную нетривиальную структуру.

**Слайд 5** Были рассмотрены существующие методы фильтрации: метод среднего, фильтр Гаусса, медианный фильтр, билатеральный метод и нейронные сети. Сравнение было выполнено по эффективности работы с различными видами шумов, и таким характеристикам, как качество сохранения деталей и граней и универсальность параметров. Нейронные сети превосходят другие методы, поэтому именно они были использованы для реализации собственного метода.

**Слайд 6** Для разработки собственной нейронной сети для решения задачи фильтрации были рассмотрены существующие виды нейронных сетей и сверточные нейронные сети являются наиболее подходящими, более того они оптимизированы для обработки таких структурированных данных, как изображения.

**Слайд 7** Существуют несколько основных подходов к построению архитектуры сверточных нейронных сетей и был сделан выбор в пользу UNET за счет высокой степени сохранения деталей и работы с шумами.

**Слайд 8** Формализация задачи описывается IDEF0 диаграммой. На вход поступает цветное изображение с помехами, нейронная сеть его обрабатывает и на выходе формируется очищенное изображение.

**Слайд 9** Суть разработанного метода заключается в разбиении исходного изображения на меньшие составляющие, так называемые патчи, размером 32х32 пикселей. Каждый из патчей обрабатывается по отдельности, после чего происходит их склейка. В решаемой задаче удалении шумов можно выделить 2 логических этапа: выявление помех и их устранение, каждый из которых выполняется отдельным блоком нейронной сети.

**Слайд 10** В основе нейронной сети лежит описанная ранее архитектура UNET, модифицированная путем добавления блока для выявления шумов, состоящего из 5 сверточных слоев, которые формируют карты признаков шумов исходного изображения. Схема приведена на слайде.

**Слайд 11** Далее следует блок устранения помех и он состоит из суживающегося и расширяющего пути с пропущенными связями, за счет которых сохраняется высокая степень детализации. Финальным этапом является полносвязная нейронная сеть состоящая из 3 слоев размерностью 32х32х3.

**Слайд 12** Обучение нейронной сети производилось на наборе данных SIDD – Medium, включающем в себя 320 пар изображений, полученных с помощью различных камер в различных условиях освещения. Для обучения использовался графический ускоритель NVIDIA RTX3070. Количество эпох — 50. Алгоритм обучения — алгоритм обратного распространения ошибки. Исходя из графика функции потерь можно сделать вывод о том, что для обучения достаточно 25-30 эпох, поскольку в дальнейшем значения функции потерь почти не меняются.

**Слайд 13** Разработанное ПО состоит из 5 модулей, взаимодействие которых описано на слайде.

**Слайд 14** Далее приведен пример работы разработанной программы.

**Слайд 15** Для выполнения исследования эффективности разработанного метода использовались специальные метрики оценки сходства идеального и восстановленного изображения. PSNR может быть рассчитана как десятичный логарифм квадрата отношения максимального значения пикселя к величине среднеквадратичной ошибки между изображениями. Максимальное значение пикселя определяется глубиной цвета, так для 8 битного изображения MAX = 256. Также была использованная метрика SSIM, основанная на идее о том, что зрительная система человека обладает высокой адаптивностью и может мириться с некоторым ухудшением качества изображения при условии, что ухудшение не слишком сильное и общая структура изображения сохраняется. Рассчитывается по формуле, приведенной на слайде.

**Слайд 16** Сравнение разработанного метода с уже существующими производилось на двух выборках данных. Реализованный метод превзошел нейронную сеть ScuNet на обучающей выборке SIDD и показал сопоставимый результат на внешней RENOIR. Следует отметить преимущество по быстродействию.

**Слайд 17** Приведенные ранее метрики не учитывают особенности человеческого восприятия изображений, поэтому также была проведена визуальная оценка корректности на изображении в различных сценариях: с примитивной структурой

**Слайд 18** и более сложной. Наблюдается высокая степень сохранения детализации и граней объектов.

**Слайд 19** При работе с изображениями в форматах со сжатием с потерям, происходит ухудшение качества, что является недостатком и требует доработки.

**Слайд 20** Таким образом, все поставленные задачи были решены и цель выпускной квалификационной работы была достигнута.

**Слайд 21** В дальнейшем планируется доработка разработанного программного обеспечения и предлагаются следующие вектора развития: оптимизация обработки изображений, использующих для хранения формат со сжатием с потерями, а также использование информации полученной на первом этапе работы метода, а именно карт признаков шумов изображения для идентификации устройства с помощью которого оно было сделано.