

МИНОБРНАУКИ РОССИИ

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение  
высшего образования

**«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ  
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ Н.Г. ЧЕРНЫШЕВСКОГО»**

Кафедра теоретических основ  
компьютерной безопасности и  
криптографии

**Удаление шума с изображений с помощью нейросетей**

**АВТОРЕФЕРАТ**

дипломной работы

студента 6 курса 631 группы

специальности 10.05.01 Компьютерная безопасность

факультета компьютерных наук и информационных технологий

Мочалова Артёма Анатольевича

Научный руководитель

доцент

\_\_\_\_\_

И.И. Слеповичев

22.01.2022 г.

Заведующий кафедрой

д. ф.-м. н., доцент

\_\_\_\_\_

М. Б. Абросимов

22.01.2022 г.

Саратов 2022

## ВВЕДЕНИЕ

В наше время нейросети являются очень важной технологией, внедрённой во многие сферы человеческой жизни и большинство людей каждый день, так или иначе, взаимодействуют с нейросетями.

Нейросети – это инструмент, который позволяет превращать информацию в знания. За последние пятьдесят лет были порождены большие массивы данных. И эти массы данных были бы бесполезными, если не пытаться анализировать их и находить скрытые зависимости. Нейросети применяются для автоматического обнаружения ценных скрытых зависимостей среди сложных наборов данных, который иначе, с помощью обычного человеческого восприятия, было бы тяжело обнаружить. Скрытые зависимости и знания об определенной проблеме или задаче могут в дальнейшем применяться для прогнозирования будущих событий или нахождения различных решений всевозможных сложных задач.

Такие технологии применяются в телефонах, поисковых сервисах, системах управления беспилотным транспортом, системах дополненной реальности, видеонаблюдения, в медицине и промышленности. Широкое применение нейросети находят в системах контроля качества, управления процессами, моделирования объектов, анализа медицинских изображений и так далее.

Не всегда удаётся получить качественное изображение без шумов, но для эффективной и точной работы некоторых таких систем оно необходимо.

Целью данной работы является создание и обучений модели искусственной нейронной сети, способной обработать зашумленное изображение, подаваемое на вход программы, и получить его чистую версию.

В работе так же рассмотрена необходимая теоретическая информация для понимания принципа работы, созданной нейросети.

Дипломная работа состоит из введения, 2 разделов, заключения, списка использованных источников и 4 приложений. Общий объем работы – 59 страниц, из них 42 страницы – основное содержание, включая 22 рисунка и список использованных источников из 19 наименований.

## КРАТКОЕ СОДЕРЖАНИЕ

ИНС представляет собой систему связанных и взаимодействующих простых процессоров, - искусственных нейронов. Каждый такой нейрон получает некоторые данные на вход и выдает получившийся результат другим нейронам или на выход. Обучение такой системы состоит в нахождении коэффициентов связей между нейронами. Обученная ИНС способна выявлять зависимость между входными данными и выходными, а также выполнять обобщение. Это значит, что после успешного обучения сеть сможет вернуть верный результат на основании новых данных, которые она не получала в обучающем процессе.

Функция активации, это обычно любая монотонно возрастающая функция, которая принимает свои значения на интервале  $(0; 1)$ . Порог активации – число из этого же интервала. С точки зрения процесса прохождения сигнала по сети, достаточно большое значение функции активации, означает продолжение прохождения сигнала дальше, а малое значение – блокировку прохождения сигнала.

Самым известным вариантом алгоритмов обучения является алгоритм обратного распространения. В ходе обучения алгоритмом обратного распространения ошибки многократно осуществляется два прохода по всей сети: прямой и обратный.

Прямой проход. На входной слой сети подается вектор, который распространяется от слоя к слою в направлении выхода. В ответ на входной вектор, на выходном слое генерируются выходные сигналы. Все веса сети фиксированы, а на выходе вычисляется функция потерь. Функция потерь - это разность между желаемым выходом и полученным в результате прямого прохода.

Обратный проход. Полученная функция потерь используется для распространения сигнала в направлении входа. Слои за слоем на основе

полученной ошибки веса настраиваются с помощью функции градиентного спуска, так чтобы приблизить желаемые выходные сигналы к получаемым.

Основной задачей в обучении нейронных сетей является уменьшение некоторой заданной функции ошибки. По сути это означает, что нужно решить задачу оптимизации: по заданной функции найти аргументы, в которых эта функция принимает минимальное значение.

Идея свёрточных нейронных сетей заключается в чередовании слоёв:

- свёрточные слои (Convolutional-layers)
- субдискретизирующие слои или подвыборка (Pooling/subsampling-layers)

Свёрточный слой (Convolutional-layer) отвечает за обнаружение атрибутов, состоит из нейронов, реализующих операцию свёртки.

Суть этой операции заключается в уменьшении пространственной размерности изображения. Т.е. входное изображение грубо усреднением уменьшается в заданное количество раз.

Операция Pooling нужна для уменьшения изображения, чтобы следующие свёртки работали над большей областью исходного изображения, контроля переобучения и уменьшения параметров и вычислений в сети.

Действие свёрточной сети можно описать как переход от простых признаков на более сложные с каждым слоем свертки. Сеть не имеет обратных связей, обучается, как правило, методом обратного распространения ошибки.

Переобучение - одна из проблем глубоких нейронных сетей (Deep Neural Networks, DNN), состоящая в следующем: модель хорошо объясняет только примеры из обучающей выборки, адаптируясь к обучающим примерам, вместо того чтобы учиться классифицировать примеры, не участвовавшие в обучении (теряя способность к обобщению).

Одним из решений данной проблемы является Dropout.

Главная идея Dropout — вместо обучения одной глубокой нейросети обучить ансамбль нескольких сетей, а затем усреднить полученные результаты.

Сети для обучения получаются с помощью исключения из сети (dropping out) нейронов с вероятностью  $p$ , таким образом, вероятность того, что нейрон останется в сети, составляет  $q=1-p$ . Исключение нейрона означает, что при любых входных данных или параметрах он возвращает 0.

Ковариационный сдвиг — это ситуация, когда распределения значений признаков в обучающей и тестовой выборке имеют разные параметры (математическое ожидание, дисперсия и т.д.). Такая разница в статистических характеристиках приводит негативно влияет на работу нейросети. Решением проблемы изменения статистических характеристик распределения на выходах нейронов, является их стандартизация, нормализация – приведение к единому виду. Именно это и делается при помощи batch normalization.

Цифровой шум на фотографии — дефект изображения, который заключается в возникновении хаотически разбросанных пикселей случайного цвета и яркости по всему изображению, не соответствующих зарегистрированному свету.

В зависимости от природы возникновения цифрового шума в цветовых каналах, различают:

- яркостный цифровой шум (англ. luminance noise);
- хроматический цифровой шум (англ. chrominance noise);

Яркостный цифровой шум (luminance noise) проявляется на изображении в виде маленьких темных точек (или пятен) и зачастую напоминает зерно обычной фотопленки. Хроматический цифровой шум (chrominance noise) на изображении проявляется в виде маленьких пятен (точек) другого цвета, отличается от цвета той области, где такой шум проявляется (именно поэтому он очень хорошо виден).

Одна из традиционных архитектур нейросетей, прекрасно себя зарекомендовавшая в задачах извлечения признаков, когда нужно из сложных данных большой размерности выделить признаки, имеющие какой-то смысл с точки зрения того, что эти данные вообще собой представляют.

Основная идея автокодировщиков заключается в превращении задачи обучения без учителя в задачу обучения с учителем, попросив модель обучиться выдавать на выходе ровно тот же пример, который подавали ей на вход. При этом она будет обучаться сначала создавать некое внутреннее представление, кодировать вход какими-то признаками, а потом декодировать их обратно, чтобы восстановить исходный вектор входов.

Шумоподавляющий автокодировщик (denoising autoencoder) — автокодировщик, в котором вход восстанавливается не по нему самому, а по некоторому его зашумленному варианту.

Качество работы можно определить с помощью метрик качества. Это, прежде всего: оценка качества устранения шумов, время необходимое на выполнение данных алгоритмов, а также используемые ресурсы аппаратных средств на которой происходит обработка изображений.

В общем случае, для оценки качества можно использовать два типа оценок: экспертные и математические. В случае оценки качества изображений такие метрики позволяют оценить получившийся результат как со стороны адекватности изображения для восприятия человеком, так и со стороны максимальной точности работы алгоритмов.

Рассмотрена необходимая теоретическая информация для понимания принципа работы, созданной нейросети.

Для создания, обучения и тестирования модели, облачный сервис Google Colaboratory выделяет 12 Гб ОЗУ, графический процессор и 75 Гб памяти для хранения данных.

Разработанная модель нейросети предназначена для удаления шума с изображений, подаваемых на вход программе.

В Colaboratory предустановлены практически все необходимые для работы Python-библиотеки:

- keras
- numpy
- Random
- Matplotlib
- Zipfile Os
- cv2
- PIL
- Sklearn
- shutil

У программы имеется два режима работы. Первый режим работы – это режим обучения или тренировки нейросети, а второй режим – это режим непосредственного удаления шума с изображений, которые были предоставлены в качестве входных программе.

В режиме обучения происходят следующие этапы работы:

- распаковка архивов с изображениями обучающей выборки;
- подготовка изображений, представленной обучающей выборки, к обучению;
- обучение модели на подготовленной выборке.

В режиме удаления шума нейросеть получает тестовый набор зашумленных картинок, устраняет шумы и выводит результат на экран.

Для обучения был сформирован архив, содержащий в себе 350 изображений с различными объектами: цветы различных сортов, люди, разные виды еды. Так же для тестирования был сформирован архив из 50 изображений, содержащий объекты тех же типов, что и архив для обучения, но

ещё с добавлением фотографий автомобилей. Все изображения, находящиеся в тестовом архиве, не встречаются в обучающем архиве.

В первой модели нейросети имеется 12 слоёв. Среди слоёв модели присутствуют следующие: Input, Convolutional, Batch normalization, Max pooling, Up sampling, Dropout.

Общее количество параметров получившейся модели нейросети равно 299 607.

Сеть обучалась 200 эпох, размер батча `batch_size=15`, что значит размер mini-batch будет равен 1/15 части от числа всех изображений учебной выборки и количестве эпох без улучшения, после которых обучение будет прекращено `patience=30`.

На выполнение одной эпохи уходит примерно 23 секунды, а на прохождение обучения в целом потребовалось около 1 часа 20 минут.

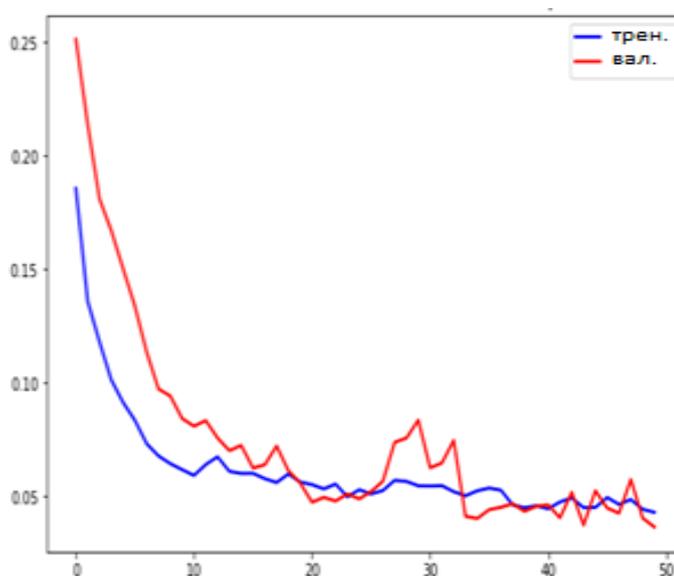


Рисунок 1 – значения функции ошибки в процессе обучения



Рисунок 2 – пример удаления шума

В улучшенной модели шумоподавляющего автоэнкодера было решено отказаться от слоёв Batch-normalization, предотвращающих внутренний ковариационный сдвиг и слоёв Dropout, предотвращающих переобучение. Также было расширено число слоёв Convolutional, Max pooling и Up sampling в сумме до 33 и функцией активации свёрточных слоёв определена – Leaky ReLU.

Общее количество параметров получившейся модели нейросети равно 908 211.

Количество эпох обучения модели было изменено на 100, остальные параметры обучения модели остались неизменны: размер батча `batch_size=15`, что значит размер mini-batch будет равен 1/15 части от числа всех изображений учебной выборки и количестве эпох без улучшения, после которых обучение будет прекращено `patience=30`.

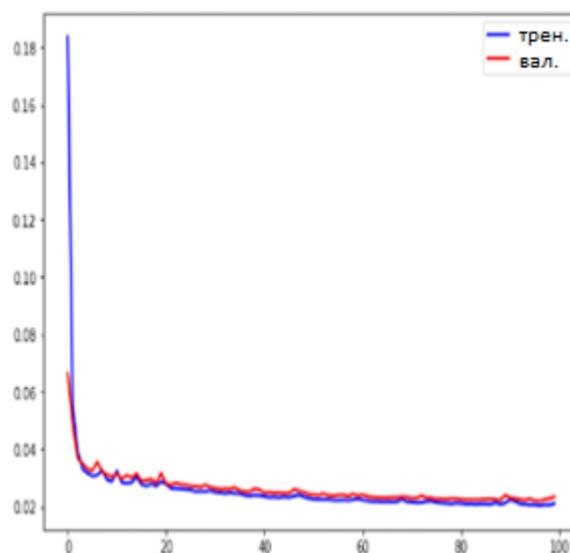


Рисунок 3 – значения функции ошибки в процессе обучения



Рисунок 4 – пример удаления шума

Удалось создать модель нейросети для удаления шума с изображений. Также удалось создать улучшенную версию модели нейросети, которая более эффективно справляется с задачей удаления шума.

## **ЗАКЛЮЧЕНИЕ**

В ходе работы была рассмотрена модель нейронной сети – шумоподавляющий автоэнкодер на основе свёрточных сетей и принципы её действия. Были изучены математические основы, с которых началось развитие машинного обучения как науки.

В результате работы была построена модель нейросети для удаления шума с изображений. Данная модель была реализована на языке Python с помощью облачного сервиса Google Colab.