

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ  
Федеральное государственное автономное образовательное  
учреждение высшего образования  
**"Южно-Уральский государственный университет  
(национальный исследовательский университет)"**  
Высшая школа электроники и компьютерных наук  
Кафедра системного программирования

## **Обучение и качество модели для компьютерного зрения**

Выполнил: \_\_\_\_\_  
студент группы КЭ-403  
Мазжухин О.С.

Проверил: \_\_\_\_\_  
Доцент кафедры СП  
Сухов М.В.  
Дата: \_\_\_\_\_  
Оценка: \_\_\_\_\_

## ОГЛАВЛЕНИЕ

1. НАЗВАНИЕ ПРОЕКТА .....	3
2. ОБУЧЕНИЕ МОДЕЛИ ДЛЯ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ И ОЦЕНКА ЕЕ КАЧЕСТВА.....	4
2.1 Оптимизатор .....	4
2.2 Функция потерь .....	4
2.3 Метрики .....	4
2.4 Параметры обучения модели .....	4
3. ОПТИМИЗАЦИЯ СЕТИ .....	6
ЗАКЛЮЧЕНИЕ .....	7
ЛИТЕРАТУРА .....	8

## **1. НАЗВАНИЕ ПРОЕКТА**

В данной работе решается задача разработки модели глубокого обучения для классификации фотографий цветов, используя заранее подготовленный датасет. Этот датасет включает размеченные изображения цветов, сгруппированные по категориям, что позволяет эффективно применять его для обучения модели и оценки её точности. Набор данных называется «Flowers Recognition». Он включает в себя 4317 изображений, размеченных по пяти категориям: розы, одуванчики, подсолнухи, ромашки и тюльпаны. Общий объем данных составляет около 239 МБ. Этот набор данных был загружен с платформы Kaggle [1].

## **2. ОБУЧЕНИЕ МОДЕЛИ ДЛЯ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ И ОЦЕНКА ЕЕ КАЧЕСТВА**

### **2.1 Оптимизатор**

При реализации модели использовался оптимизатор «AdamW» – это модификация оптимизатора градиентного спуска Adam, которая учитывает весовые штрафы для улучшения обобщающей способности модели. Основными преимуществами AdamW являются эффективное обучение, адаптивная скорость обучения и лучшее предотвращение переобучения благодаря регуляризации.

### **2.2 Функция потерь**

Для оптимизации разрабатываемой модели была использована функция потерь категориальной кроссэнтропии – это широко используемая функция потерь для задач многоклассовой классификации. Она измеряет разницу между истинными вероятностями классов и предсказанием модели. Основная цель функции потерь – минимизировать расхождение между этими двумя распределениями. Поскольку выходные значения модели являются вероятностным распределением по нескольким классам, то была выбрана именно эта функция потерь.

### **2.3 Метрики**

Для контроля процесса обучения и тестирования модели была использована метрика точности предсказания «ассигасу». Эта метрика представляет собой отношение числа правильно классифицированных примеров к общему количеству примеров. Она отражает, насколько эффективно модель различает классы.

### **2.4 Параметры обучения модели**

Для данной задачи использовался размер батча равный 32, и количество эпох, равно 15. В результате модель обучалась 36.9 минут. В среднем на одну

эпоху уходило 147 секунд. На рисунке 1 представлены результаты обучения нейронной сети.

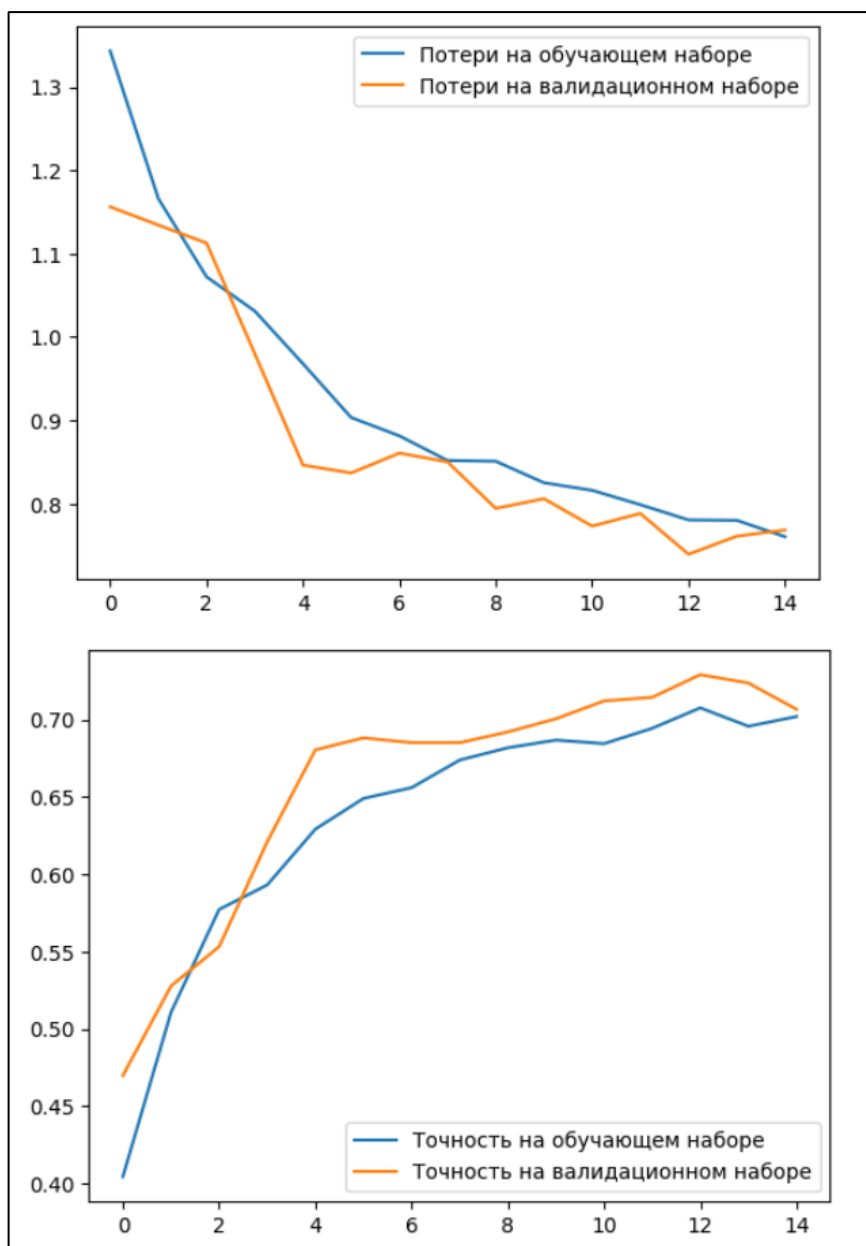


Рисунок 1 – Результаты обучения нейронной сети

На рисунке 1 видно, что точность обучения на валидационном наборе достигла 73%.

### 3. ОПТИМИЗАЦИЯ СЕТИ

Оптимизация проводилась путем изменения параметров нейронной сети и оценки качества при их различных комбинациях. В таблице 1 представлено сравнение наборов параметров нейронной сети.

Таблица 1 – Сравнение наборов параметров нейронной сети

Номер этапа	Оптимизатор	Функции потерь	Метрики	Размер батчей	Количество эпох обучения	Точность обучения, %
1	Adam	Категориальная кроссэнтропия	Точность	32	10	68
2	AdamW	Категориальная кроссэнтропия	Точность	32	10	67
3	Adam	Категориальная кроссэнтропия	Точность	64	15	69
4	SGD	Категориальная кроссэнтропия	Точность	32	10	60
5	AdamW	Категориальная кроссэнтропия	Точность	64	15	69

Основными изменяемыми параметрами были оптимизатор, размер батчей и количество эпох обучения. На основе таблицы 1 можно сделать вывод о том, что наиболее эффективным параметром оказался оптимизатор.

## **ЗАКЛЮЧЕНИЕ**

В рамках данной работы была разработана и протестирована модель нейронной сети для классификации фотографий цветов. В процессе исследования были изучены основные концепции и методы глубокого обучения, проведена подготовка данных, а также реализована архитектура модели с использованием сверточных слоев. Результаты тестирования показали, что разработанная модель достигает высокой точности в задаче классификации, что подтверждает её эффективность для решения поставленной задачи.

## **ЛИТЕРАТУРА**

1. Flowers Recognition [Электронный ресурс] URL:  
<https://www.kaggle.com/datasets/alxmamaev/flowers-recognition>