МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования   
**«Национальный исследовательский   
Нижегородский государственный университет им. Н.И. Лобачевского»**

**(ННГУ)**

**Институт информационных технологий, математики и механики**

Направления подготовки: «Фундаментальная информатика и информационные технологии», «Прикладная математика и информатика»

Магистерские программы: «Компьютерная графика», «Вычислительные методы и суперкомпьютерные технологии»

Образовательный курс «Глубокое обучение»

**ОТЧЕТ**

по лабораторной работе №4

**Начальная настройка весов полностью связанных нейронных сетей**

**Выполнили:**

студенты группы 381706-3м

Бебнев Виктор

Голякова Елена

студенты группы 381703-3м

Митрохина Юлия

Береснева Юлия

Нижний Новгород

2018

Содержание

[Цели 3](#_Toc532479356)

[Задачи 3](#_Toc532479357)

[Постановка задачи 4](#_Toc532479358)

[Описание задачи 4](#_Toc532479359)

[Выбор библиотеки 4](#_Toc532479360)

[Тренировочные и тестовые наборы данных 5](#_Toc532479361)

[Метрика качества решения задачи 5](#_Toc532479362)

[Формат хранения данных 6](#_Toc532479363)

[Тестовые конфигурации сетей 7](#_Toc532479364)

[Разработанная программа 8](#_Toc532479365)

[Результаты и анализ экспериментов 9](#_Toc532479366)

[Эксперимент №1 9](#_Toc532479367)

[Эксперимент №2 11](#_Toc532479368)

[Эксперимент №3 12](#_Toc532479369)

[Выводы 14](#_Toc532479370)

# Цели

Цель: использовать методы обучения без учителя для настройки начальных значений весов сетей, построенных при выполнении предшествующих практических работ.

# Задачи

Выполнение практической работы предполагает решение следующих задач:

1. Выбор архитектур нейронных сетей, построенных при выполнении предшествующих практических работ.
2. Выбор методов обучения без учителя для выполнения настройки начальных значений весов сетей.
3. Применение методов обучения без учителя к выбранному набору сетей.
4. Сбор результатов экспериментов.

# Постановка задачи

## Описание задачи

В качестве задачи компьютерного зрения была выбрана задача классификации рукописных изображений, представленная набором данных The Quick Draw dataset – коллекция рисунков пользователей игры [Quick, Draw!](https://quickdraw.withgoogle.com/), содержащая 345 категорий изображений, из которых для лабораторной работы были взяты следующие 5 категорий по 5 000 примеров:

* *spoon - ложка,*
* *paintbrush - кисть,*
* *smiley face - улыбающееся лицо,*
* *wheel - колесо,*
* *bush - куст.*



Рис.1 Примеры рисунков из набора данных Quick, Draw!

Рисунки представлены набором точек – *(x, y, t)* - вектор координат пикселей на плоскости со значением времени первой точки и разметкой, включающей в себя информацию о стране игрока и о том, что требовалось нарисовать.

## Выбор библиотеки

Для выполнения данной практической работы была выбрана библиотека глубокого обучения TensorFlow, использующая в качестве интерфейса язык программирования Python.

Для проверки корректности установки библиотеки была выполнена разработка и запуск тестового примера сети для задачи классификации рукописных цифр из набора данных MNIST. На данном примере достигнутая точность равна 0,931.

## Тренировочные и тестовые наборы данных

В используемом наборе данных 25 000 (5 категорий по 5 000 примеров) изображений, которые используются в качестве:

* тренировочных – 17 500 (70%);
* валидационных – 2 500 (10%);
* тестовых – 5 000 (20%).

В ходе обучения наборы тщательно перемешиваются перед выборками.

## Метрика качества решения задачи

Качество решения выбранной задачи оценивается с использованием различных метрик:

* accuracy – точность – это отношение числа верно классифицированных изображений к общему числу изображений в выборке;

Введем некоторые обозначения для определения следующих величин:

* TP — истино-положительное решение;
* TN — истино-отрицательное решение;
* FP — ложно-положительное решение;
* FN — ложно-отрицательное решение;

тогда можем определить вычисление следующих метрик по формулам:

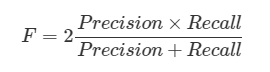
* precision – точность – это доля изображений действительно принадлежащих данному классу относительно количества всех изображений, которые сеть отнесла к этому классу



* recall – полнота – это доля найденных сетью изображений, принадлежащих классу относительно количества всех изображений этого класса в тестовой выборке



* f1-score – F-мера – это гармоническое среднее между точностью и полнотой



Формула этой метрики позволяет одновременно учитывать значения точности и полноты, поскольку придает им одинаковый вес, а значит будет одинаково падать при изменении любой из них.

* support – это количество примеров каждого класса в размеченных данных.

## Формат хранения данных

Исходный формат хранения данных - используемый набор данных хранится на сервере-источнике в виде бинарных файлов:

* <https://console.cloud.google.com/storage/browser/quickdraw_dataset/full/binary>
* <https://drive.google.com/drive/folders/1ku5w3lUnQnr8cmA4J9Ra9yV5Xd7y7awk>

в формате, указанном в Таблице 1 ниже:

**Таблица 1**

**Исходный формат хранения данных**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Атрибут** | **Тип** | **Описание** |
| key\_id | 64-bit unsigned integer | Уникальный идентификатор |
| word | string | Категория изображения |
| recognized | boolean | Указано, что слово было опознано в игре |
| timestamp | datetime | Дата создания рисунка |
| countrycode | string | Код страны участника |
| drawing | string | JSON массив, содержащий вектор рисования |

Формат данных на входе сети – в ходе проведения экспериментов данные подавались в следующих видах:

* 3-мерный массив нормализованных координат данных, длины равной максимальной длине набора точек рисунка (недостающие элементы заполнялись нулями);
* нормализованные бинарные изображения, отмасштабированные по размеру 28х28, полученные с помощью библиотеки OpenCV из данных источника;
* в ходе подготовки данных все данные разметки были векторизованы.

# Разработанная программа

Разработанная программа содержит следующие файлы в директории src:

* parse\_data.py - подготовка данных;
* run\_create\_dataset.py - выбор данных, которые распознала сеть google, распределение на run. train и validate выборки;
* run\_train\_conv.py - непосредственно обучение сети, использует класс NetworkBase;
* NetworkBase.py - описание нейронной сети;
* run\_statisctic\_conv.py - получение статистики по итогам обучения.

# Тестовые конфигурации сетей

В ходе лабораторной работы нами были разработаны 3 архитектуры свёрточных нейронных сетей в формате, принимаемом библиотекой глубокого обучения TensorFlow.

Их структуру можно представить в следующем виде:

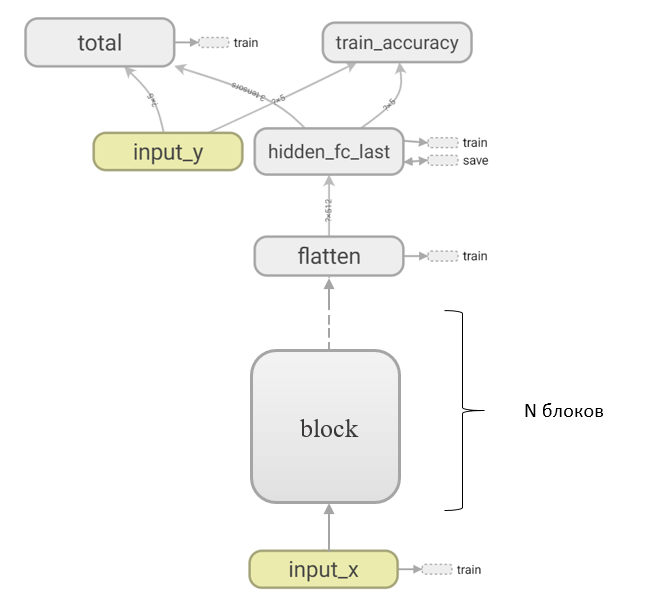


Рис.2 Схема тестовых архитектур сетей

Последний полносвязный слой состоит из 5 нейронов. Описание блоков будет представлено в разделе "Результаты и анализ экспериментов".

Ядра сверточных слоев имеют размер 3x3, смещаются с шагом 1.

Размер pooling равен 2x2, смещается с шагом 2.

В экспериментах использовались следующие функции:

* функция активации ReLU6

f(x) = min(max(0, x),6);

* операция пространственного объединения – pooling;
* функция потерь - cross entropy

H(p,q) = - \sum_x p(x) \log(q(x))

* функция активации на полносвязном слое – softmax.

# Результаты и анализ экспериментов

В ходе работы были проведены 3 эксперимента на машине со следующими характеристиками:

* операционная система Ubuntu 16.04, CUDA 9.1
* оперативная память RAM 60 GB
* видеокарта Geforce GTX 1060 6 GB x2 Intel(R) Xeon(R) CPU E5-2630 v3 @ 2.40GHz.

Приведем проведенные эксперименты:

## Эксперимент №1

Рассматривалась сеть из 3-х блоков, каждый из которых состоит из 2 свёрточных слоёв и завершается max pooling. Количество фильтров у свёрточных слоёв в первых двух блоках - 16, в третьем - 32.

Значение функции ошибки стремится к 0.2:

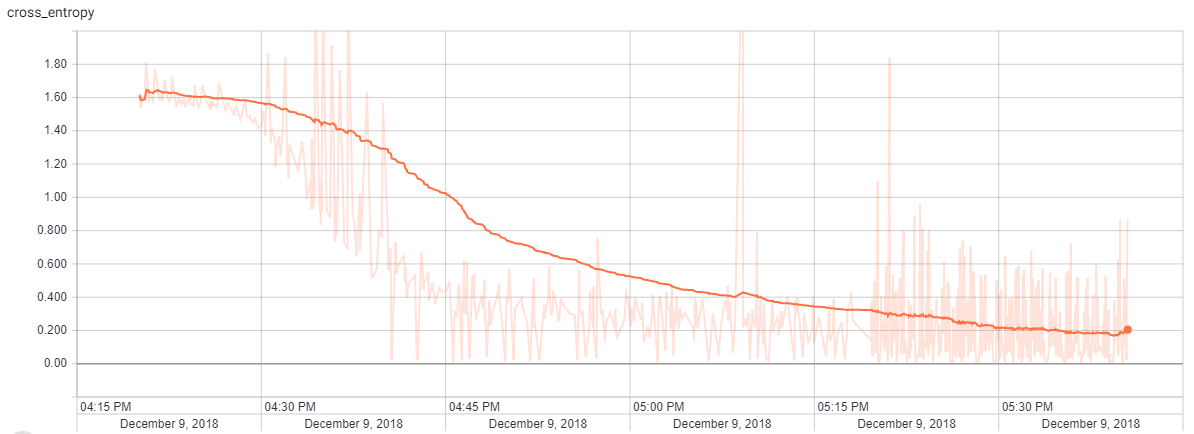


Рис.3 График функции ошибки в эксперименте №1

Точность стремится к 0.95:

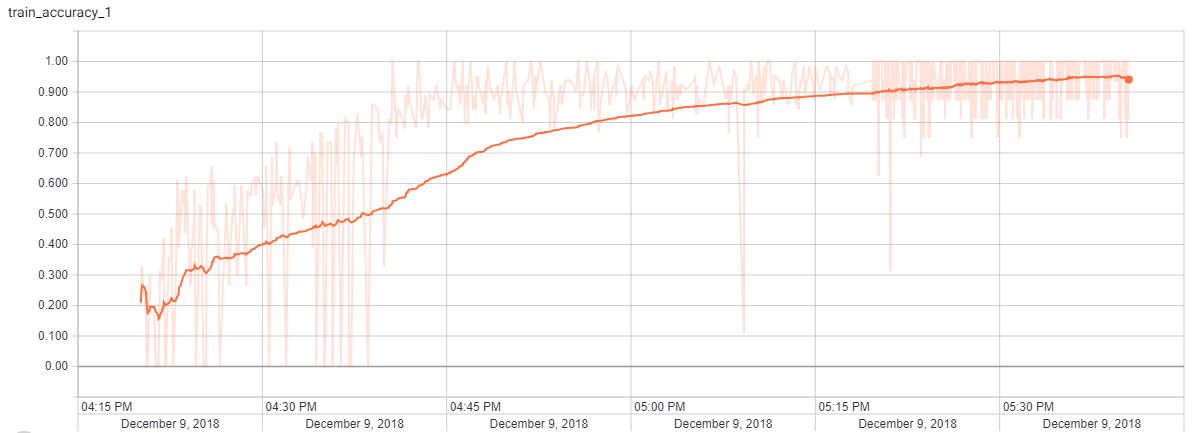


Рис.4 График точности в эксперименте №1

**Таблица 2**

**Значения метрик в эксперименте №1**

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | **precision** | **recall** | **f1-score** | **support** |
| **spoon** | 0.94 | 0.93 | 0.93 | 1013 |
| **paintbrush** | 0.95 | 0.85 | 0.90 | 1123 |
| **smiley face** | 0.94 | 0.93 | 0.93 | 1014 |
| **wheel** | 0.98 | 0.93 | 0.95 | 1055 |
| **bush** | 0.77 | 0.97 | 0.86 | 795 |
| **micro avg** | 0.92 | 0.92 | 0.92 | 5000 |
| **macro avg** | 0.92 | 0.92 | 0.25 | 5000 |
| **weighted avg** | 0.92 | 0.92 | 0.92 | 5000 |

## Эксперимент №2

Рассматривалась сеть из 4-х блоков, каждый из которых состоит из 2 свёрточных слоёв и завершается max pooling. Количество фильтров у свёрточных слоёв в первых двух блоках - 16, в третьем и четвертом - 32.

Значение функции ошибки стремится к 1.37:

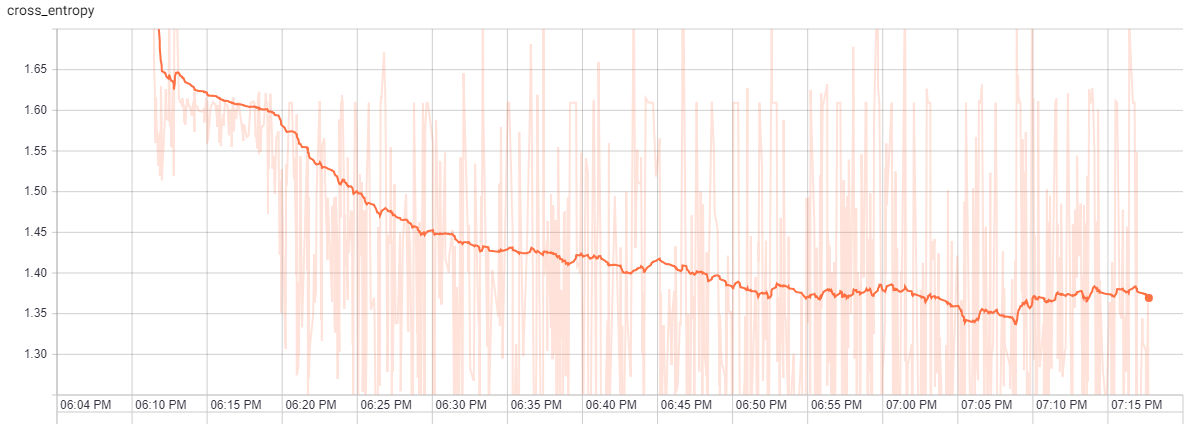


Рис.5 График функции ошибки в эксперименте №2

Точность стремится к 0.35:

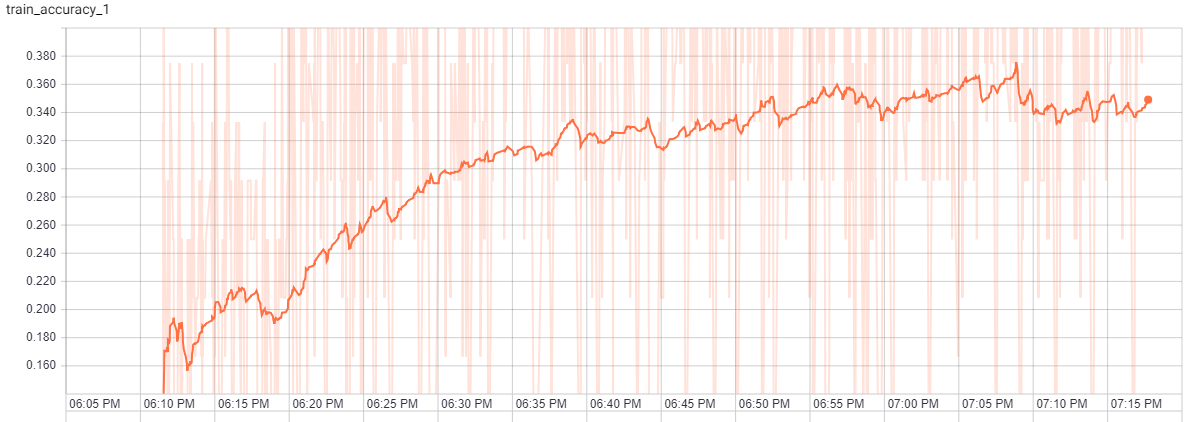


Рис.6 График точности в эксперименте №2

**Таблица 3**

**Значения метрик в эксперименте №2**

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | **precision** | **recall** | **f1-score** | **support** |
| **spoon** | 0.93 | 0.24 | 0.39 | 3806 |
| **paintbrush** | 0.94 | 0.79 | 0.86 | 1194 |
| **smiley face** | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0 |
| **wheel** | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0 |
| **bush** | 0.00 | 0.00 | 0.00 | 0 |
| **micro avg** | 0.37 | 0.37 | 0.37 | 5000 |
| **macro avg** | 0.37 | 0.21 | 0.25 | 5000 |
| **weighted avg** | 0.93 | 0.37 | 0.50 | 5000 |

## Эксперимент №3

Рассматривалась сеть из 3-х блоков, каждый из которых состоит из 2 свёрточных слоёв, добавлен batch normalization, завершается блок max pooling.

Batch Normalization помогает ускорить процесс обучения, поворачивая активацию на единицу Гауссовского распределения и тем самым решая проблему потери градиентов.

Количество фильтров в первых двух блоках - 16, в третьем - 32.

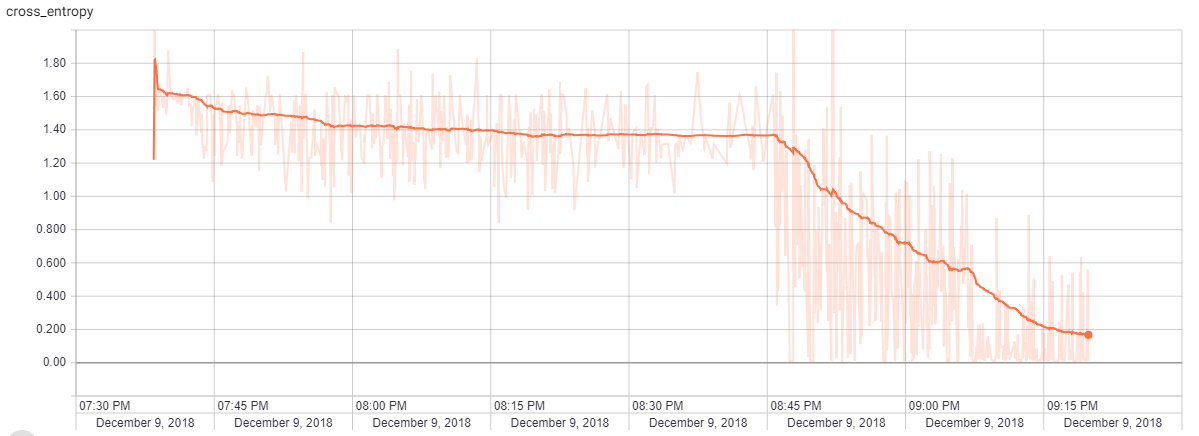
Значение функции ошибки стремится к 0.18:

Рис.7 График функции ошибки в эксперименте №3

Точность стремится к 0.95:

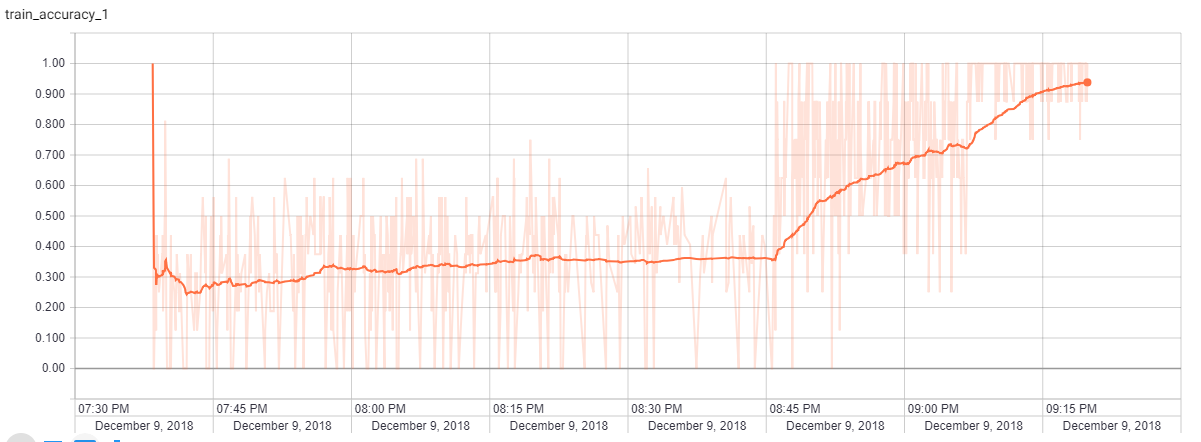


Рис.8 График точности в эксперименте №3

На графиках можно увидеть резкое падение значения функции ошибки и рост точности, это связано с уменьшением batch size c 16 до 8.

**Таблица 4**

**Значения метрик в эксперименте №3**

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | **precision** | **recall** | **f1-score** | **support** |
| **spoon** | 0.98 | 0.94 | 0.96 | 1044 |
| **paintbrush** | 0.95 | 0.94 | 0.95 | 1015 |
| **smiley face** | 0.98 | 0.95 | 0.96 | 1024 |
| **wheel** | 0.97 | 0.97 | 0.97 | 1000 |
| **bush** | 0.88 | 0.96 | 0.92 | 917 |
| **micro avg** | 0.95 | 0.95 | 0.95 | 5000 |
| **macro avg** | 0.95 | 0.95 | 0.95 | 5000 |
| **weighted avg** | 0.95 | 0.95 | 0.95 | 5000 |

**Таблица 5**

**Сводная таблица результатов обучения по проведенным экспериментам**

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **№** | **Число блоков** | **Число сверточных слоев в блоке** |  | **Результаты обучения** | | |
| Точность | Ошибка | Время |
| **1** |  |  |  |  |  |  |
| **2** |  |  |  |  |  |  |
| **3** |  |  |  |  |  |  |

# Выводы

В ходе лабораторной работы выбирали архитектуры нейронных сетей, построенных при выполнении предшествующих практических работ, затем выбирали различные методы обучения без учителя для выполнения настройки начальных значений весов нейронных сетей.

На следующем этапе работы применяли выбранные методы обучения без учителя к выбранному набору конфигураций сетей, разработали программу, применяющую выбранные конфигурации и методы к набору данных задачи [Quick, Draw!](https://quickdraw.withgoogle.com/), провели тестирование программы, в ходе которого собирали метрики качества решения задачи.

Собранные метрики, показатели и результаты были визуализированы с помощью модуля TensorBoard библиотеки TensorFlow, полученные графики представлены выше в данном отчёте.

В ходе экспериментов было установлено, что ….

Таким образом, цель работы - использовать методы обучения без учителя для настройки начальных значений весов сетей, построенных при выполнении предшествующих практических работ - была достигнута.