

**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

Кафедра математического обеспечения и суперкомпьютерных технологий

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

Магистерские программы: «Системное программирование», «Компьютерная графика и моделирование живых и технических систем»

Отчет по лабораторной работе

**«Разработка полностью связанной нейронной сети с помощью
библиотеки MXNet»**

Выполнили:

Нижний Новгород
2017

Оглавление

Цель работы.....	3
Задачи	3
Схемы конфигураций сетей	4
Тренировочные и тестовые данные.....	5
Показатели качества	7
Результаты экспериментов.....	8
Вывод	9

Цель работы

Получить базовые навыки работы с библиотекой MXNet и разработать полносвязную нейронную сеть.

Задачи

- Установить библиотеку MXNet и проверить корректность установки.
- Выбрать практическую задачу распознавания образов для выполнения практических работ
- Разработать программы/скрипты для подготовки тренировочных и тестовых данных в формате, который обрабатывается библиотекой.
- Разработать нескольких архитектур полностью связанных нейронных сетей в формате, который принимается библиотекой.
- Обучить и протестировать сеть

Схемы конфигураций сетей

Тренировочные и тестовые данные

В качестве тренировочного набора данных используем 80% от всего набора изображений с эмоциями 6 персонажей. В качестве тестового набора – 20% всех изображений (оставшиеся). Такое разделение выбрано потому, что разнообразие входных данных невелико – лица персонажей смоделированы с помощью 3-D инструмента, многие изображения набора данных отличаются друг от друга незначительно.

Ниже представлены примеры тренировочных и тестовых изображений. Порядок эмоций: злость – отвращение – страх – радость – нейтральное – грусть – удивление:

Рис.1 персонаж Aia. Все эмоции



Рис.2 персонаж Bonnie. Все эмоции



Рис.3 персонаж Jules. Все эмоции



Рис.4 персонаж Malcolm. Все эмоции



Рис.5 персонаж Mery. Все эмоции



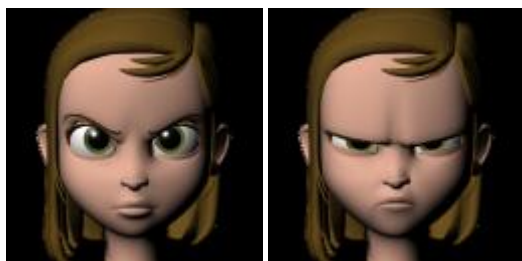
Рис.6 персонаж Ray. Все эмоции



Максимальное различие между эмоциями персонажа на примере Aia представлено далее:

Рис.7 персонаж Aia. Максимальное различие изображений одной эмоции

а) – злость, б) - отвращение, в) – страх, г) – нейтральное, д) – радость, е) – грусть, ж) - удивление



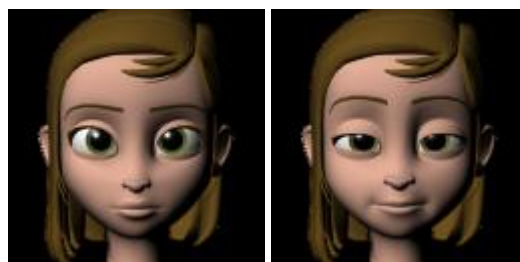
А)



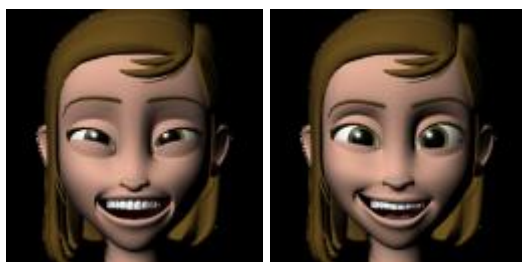
Б)



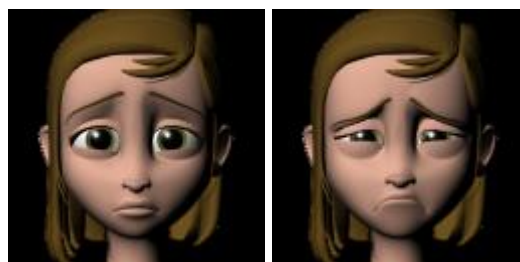
В)



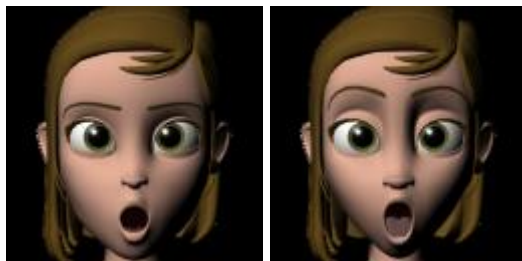
Г)



Д)



Е)



Ж)

Показатели качества

В качестве метрики точности решения используем отношение угаданных эмоций ко всем в тестовой выборке, т.е :

$$Accuracy = \frac{Correctly\ answers\ count}{Images\ count}$$

Результаты экспериментов

Результаты экспериментов представлены ниже в Таблице 1

Таблица 1. Результаты экспериментов

Число скрытых слоев	Кол-во нейронов на скрытом слое	Функции активации	Точность тестирования	Среднее время тестирования
1	150	sigmoid	0,1696	
1	150	relu	0,1696	
1	250	sigmoid	0,1697	
1	250	relu	0,1696	
2	100-100	Sigmoid-sigmoid	0,1696	
2	100-100	relu-relu	0,1701	
3	100-100-100	Sigmoid-relu-sigmoid	0,1306	

Если исключить применение активационной функции sigma/relu даже в случае с одним скрытым слоем, то точность на обучающей выборке достигнет 1.0, а точность на тестовой будет порядка 0.55 - 0.65 (почему?).

Вывод

Поподробнее остановимся на результатах экспериментов.

Во-первых, сразу бросается в глаза крайне низкая точность предсказания. По сути, нейросеть предсказывает ненамного лучше случайного угадывания: $\frac{1.0}{7} \approx 0.14$. Во-вторых, изменение количества слоёв или числа нейронов на них почти никак не влияет на результат; более того, на четырёх слоях нейросеть даёт даже худшие предсказания, чем выбор наугад. Наиболее вероятное объяснение – неспособность полносвязной сети выявлять устойчивые признаки, как это делает, например, свёрточная нейронная сеть, способная акцентировать эти «фичи» с помощью свёрточных фильтров, а затем сохранить и передать эти значения дальше, выделив их из незначущей информации с помощью, например, max-pooling-операции. Соответственно, при увеличении числа слоёв мы лишь усложняем неэффективную модель.