

**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

Направление подготовки: «Прикладная математика и информатика»
Магистерская программа: «Вычислительные методы и суперкомпьютерные
технологии»

Образовательный курс «Методы глубокого обучения для решения задач
компьютерного зрения»

ОТЧЕТ
по лабораторной работе №3

Разработка свёрточной нейронной сети

Выполнили:
студенты группы 381603м4
Семеренко Александр
Кулдаев Александр
Горбунова Наталья
Третьякова Ольга
Морозова Юлия

Нижний Новгород
2018

Содержание

Цели и задачи.....	3
Выбор библиотеки	4
Практическая задача компьютерного зрения.....	4
Конфигурации нейронных сетей.....	6
Результаты	9

Цели и задачи

В данной лабораторной работе необходимо реализовать несколько архитектур свёрточных нейронных сетей для решения практической задачи компьютерного зрения, используя одну из библиотек глубокого обучения.

Основными задачами данной лабораторной работы являются:

1. Разработка нескольких архитектур свёрточных нейронных сетей с различным количеством слоев и видами функций активации.
2. Обучение и тестирование разработанных глубоких моделей.

Выбор библиотеки

Для выполнения лабораторных работ была выбрана библиотека MXNet для языка программирования Python.

Практическая задача компьютерного зрения

Для выполнения лабораторной работы был выбран набор данных для решения задачи бинарной классификации: «еда» - «не еда». Были использованы картинки из набора данных <https://www.kaggle.com/dansbecker/food-101/data> в качестве «еды» и картинки из наборов данных <https://www.kaggle.com/c/dogs-vs-cats/data> и <http://host.robots.ox.ac.uk/pascal/VOC/voc2012/index.html> в качестве «не еды». Итоговый набор данных состоит из 143 125 изображений. С помощью скрипта `im2res.py`, который входит в библиотеку MXNet, изображения были сконвертированы в формат `.res`, который обрабатывается выбранной библиотекой. Также картинки были отмасштабированы до размера 128×128, и выборка была разбита на тренировочную и тестовую в соотношении 60:40.

На рис.1 и рис.2 представлены примеры изображений:



Рисунок 1. Примеры изображений из класса «еда»

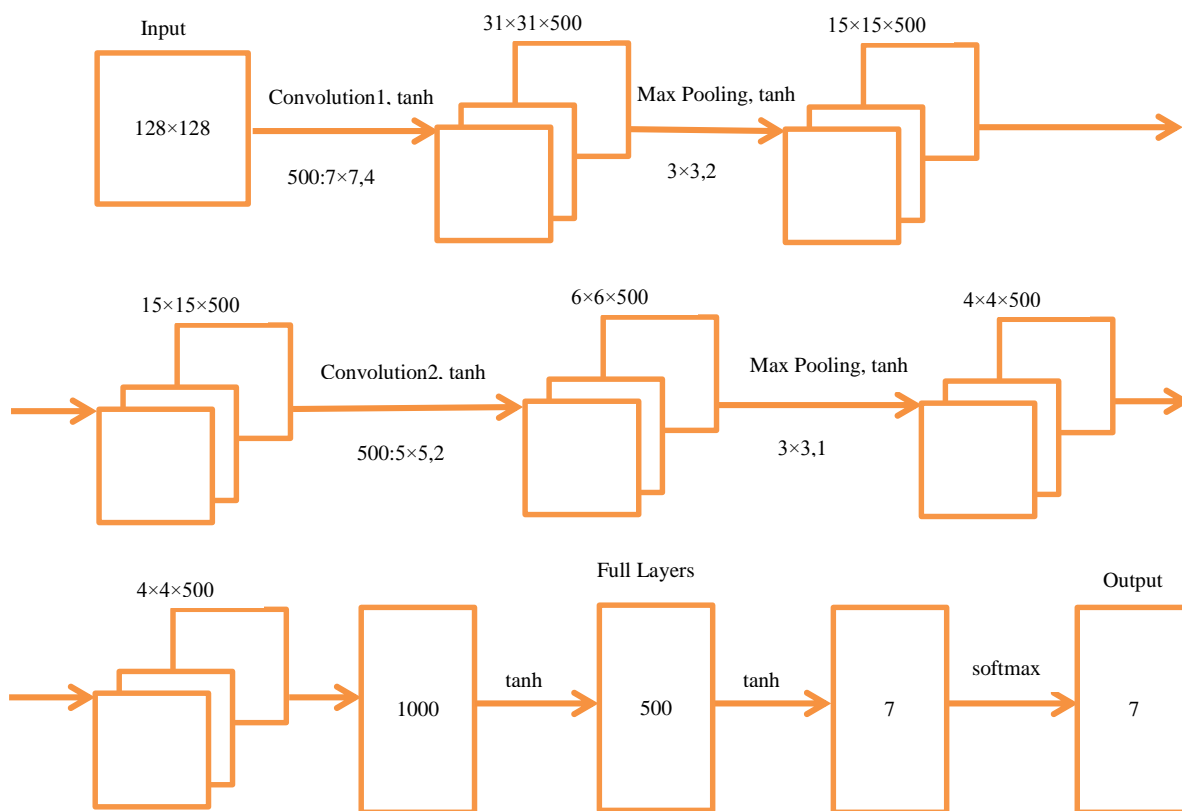


Рисунок 2. Примеры изображений из класса «не еда»

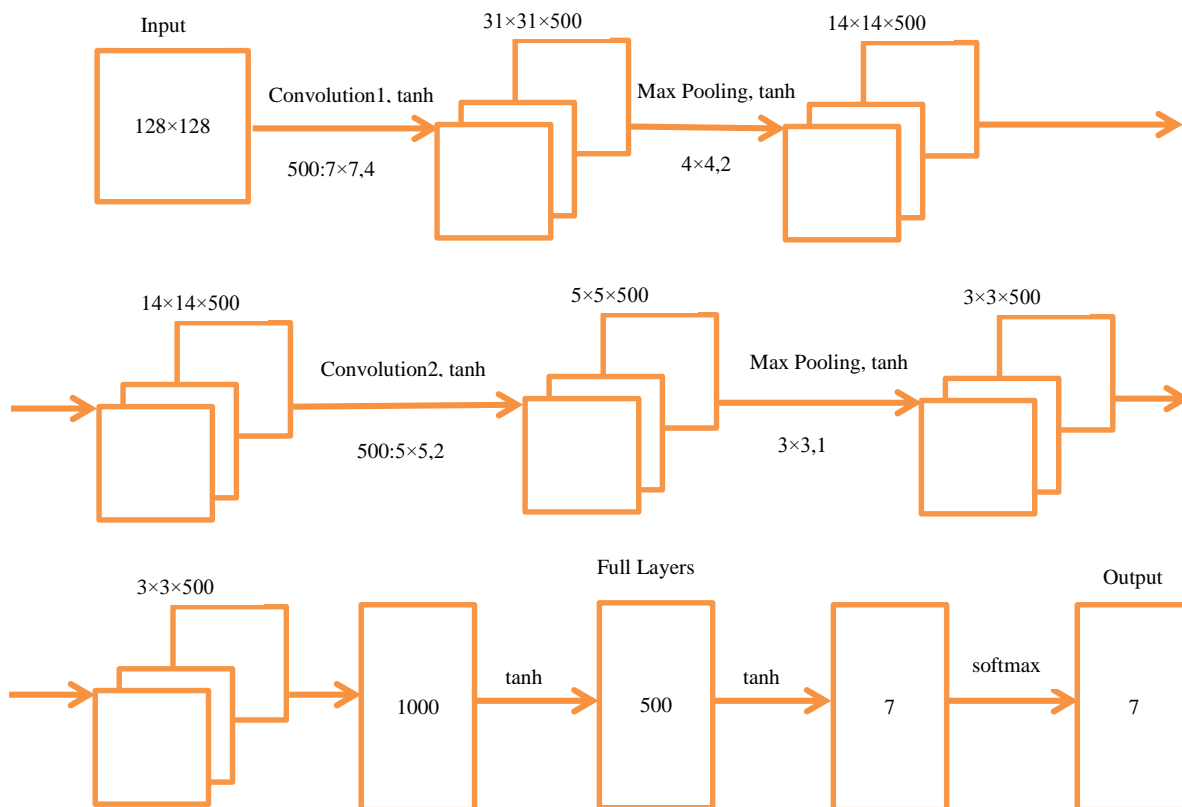
Конфигурации нейронных сетей

В данной работе были рассмотрены пять конфигураций нейронных сетей:

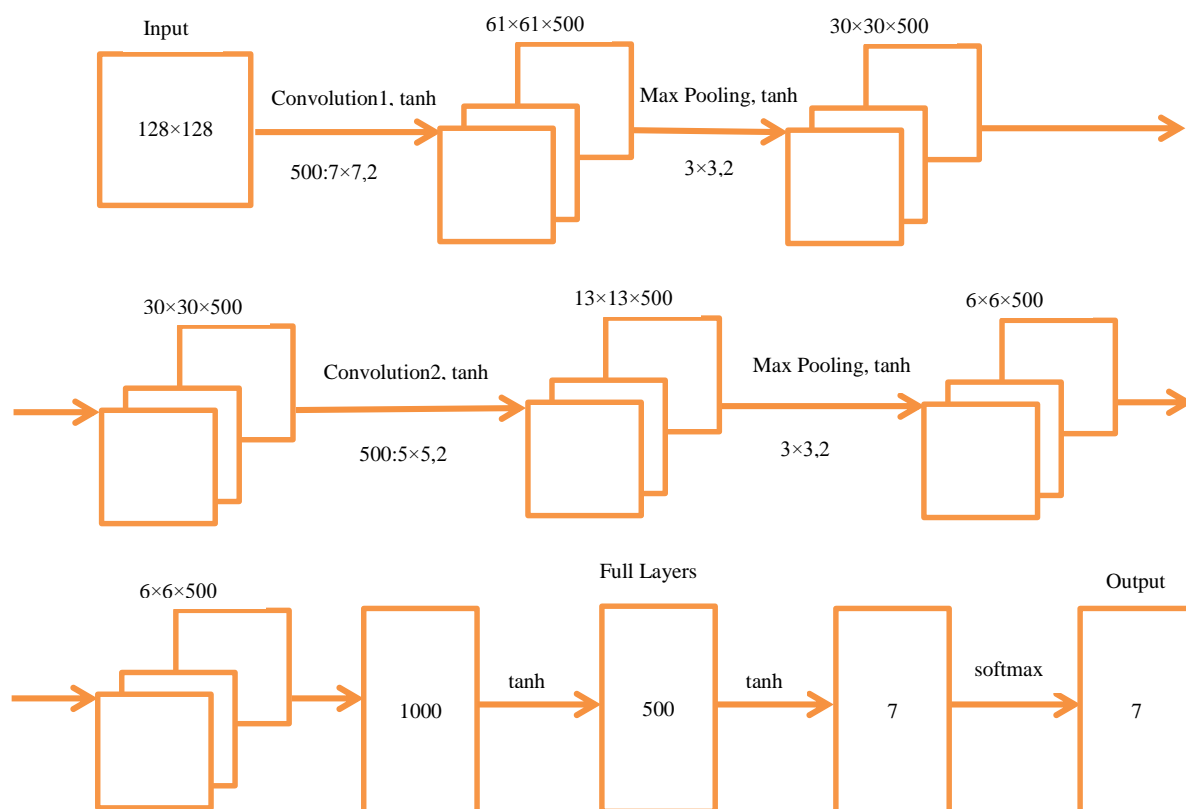
1. Конфигурация №1



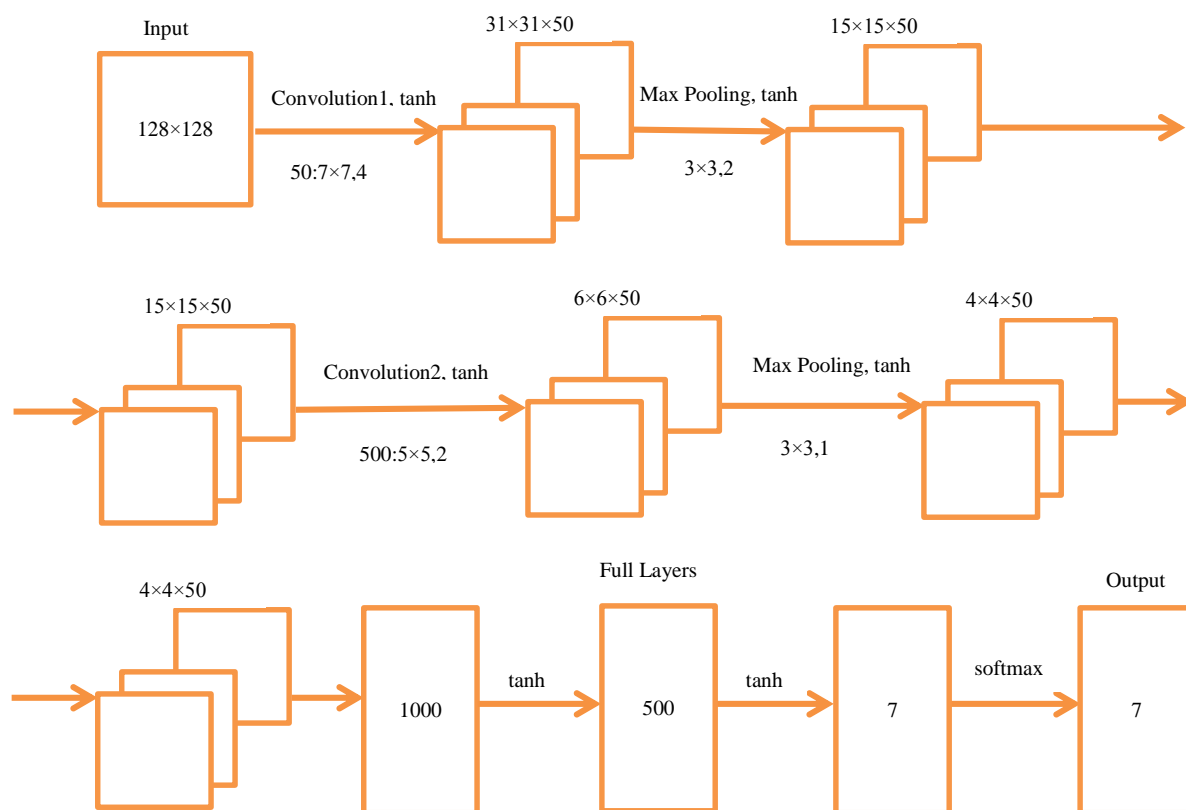
2. Конфигурация №2



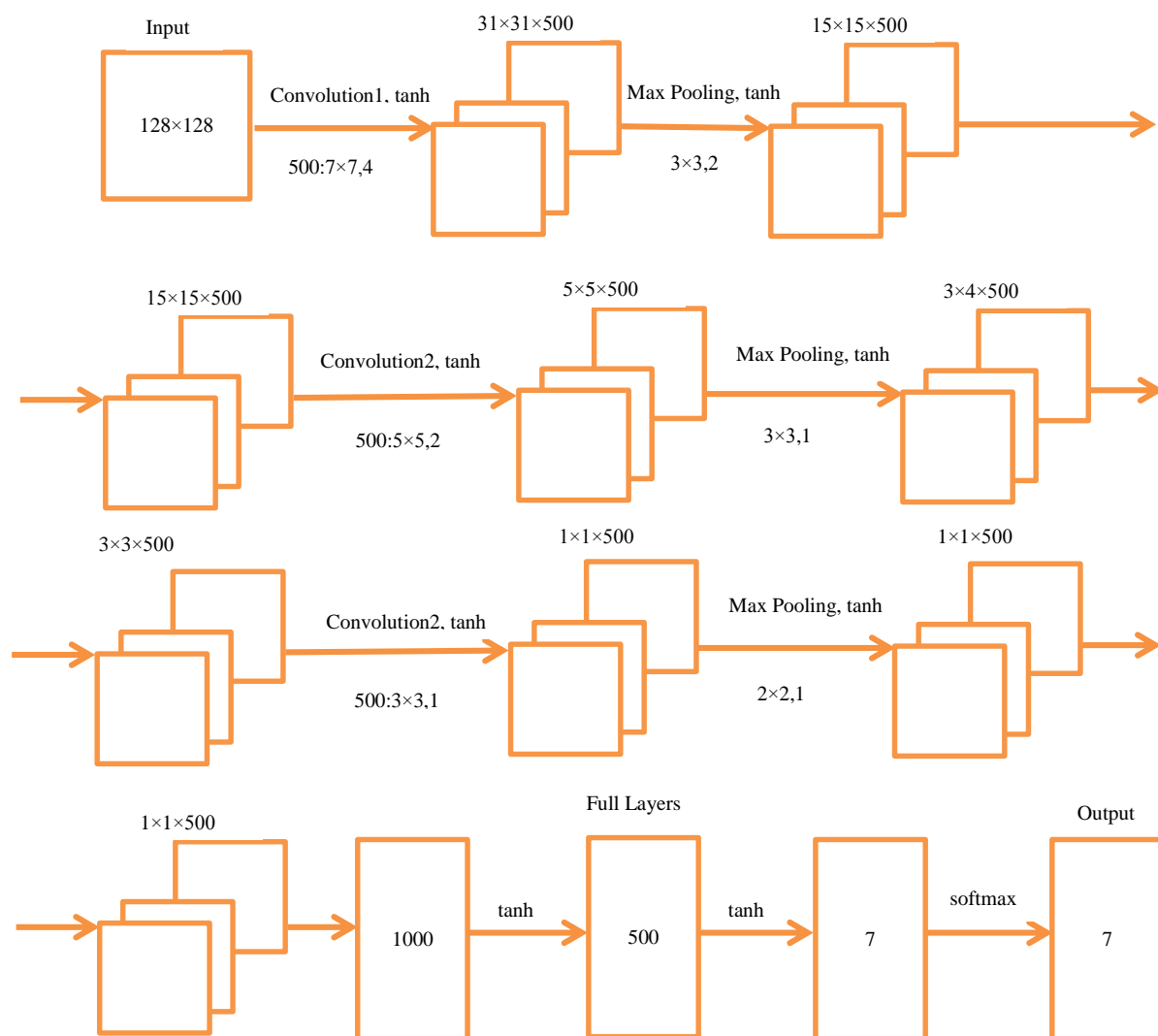
3. Конфигурация №3



4. Конфигурация №4



5. Конфигурация №5



Результаты

Конфигурация	Время обучения модели, с	Точность классификации на тестовой выборке
№1	203.9	0.8631
№2	202.12	0.8555
№3	276.96	0.8546
№4	179.33	0.7055
№5	206.6	0.7055

На основе полученных результатов можно сделать вывод, что для данной задачи подходят свёрточные нейронные сети. На некоторых конфигурациях (с двумя слоями) была достигнута точность больше, чем на полносвязных нейронных сетях (где максимальная точность 0.8166), так как были учтены зависимости между большим количеством соседних сигналов. Также модели обучаются быстрее, в среднем на 100 секунд. Это достигается за счёт того, что размер входа каждого следующего слоя сети уменьшается в несколько раз.