Нижегородский государственный университет им. Н. И. Лобачевского 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»

Отчёт

по лабораторной работе № 4

«Начальная настройка весов полностью связанных нейронных сетей»

задача

«Классификация персонажей Симпсонов»

Выполнили:

студенты гр. 381603м4 Вершинина О. Розанов А. Рой В.

Нижний Новгород 2017

Оглавление

Постановка задачи	3
Формат данных для предоставления нейронной сети	
Гестовые конфигурации нейронных сетей	
Результаты экспериментов	
OJYNDIGIDI SKONOPHMONIOD	

Постановка задачи

Необходимо использовать методы обучения без учителя, в частности автокодировщики, для начальной настройки значений весов полностью связанных нейронных сетей, построенных для задачи классификации персонажей из мультфильма «Симпсоны».

В ходе работы необходимо решить следующие задачи:

- Выбрать архитектуры полностью связанных нейронных сетей, построенных при выполнении лабораторной работы №2.
- 2. Разработать модели автокодировщиков применительно к выбранным архитектурам нейронных сетей.
- 3. Обучить построенные глубокие модели.
- 4. Обучить выбранные архитектуры с начальной инициализацией весов сетей значениями, полученными в ходе обучения без учителя.
- 5. Протестировать обученные нейронные сети.

Формат данных для предоставления нейронной сети

Исходные данные представляют собой набор jpg изображений, различного разрешения. Несколько примеров представлены на рис. 1.









Рис.1. Персонажи из Симпсонов. Слева-направо: Гомер Симпсон, Лиза Симпсон, Барт Симпсон, Мардж Симпсон.

Для предварительной обработки данных использован скриптовый язык Python. Интерпретатор языка входит в дистрибутив Anaconda, который содержит ряд пакетов для анализа данных и машинного обучения.

Библиотека глубокого обучения MXNet может работать с различными типами входных данных, в том числе с однородными многомерными массивами ndarray из пакета NumPy. Для того, чтобы привести входные данные к такому формату, необходимо использовать библиотеку OpenCV для Python (opency-python).

Был разработан скрипт, в котором с помощью функции сv2.imread считываются трёхканальные .jpg изображения в формате BGR (стандартное цветовое пространство OpenCV) и конвертируются в формат RGB; нормализуются (значение каждого пикселя делится на 255) и масштабируются до размера 28х28. Формируется массив меток от 0 до 17, соответствующих восемнадцати персонажам. Затем данные случайным образом делятся на обучающую и тестовую выборки в отношении 85% к 15%. Полученные пdarray-массивы X_train, X_test, y_train, y_test сохраняются в файлы для последующего использования нейронной сетью.

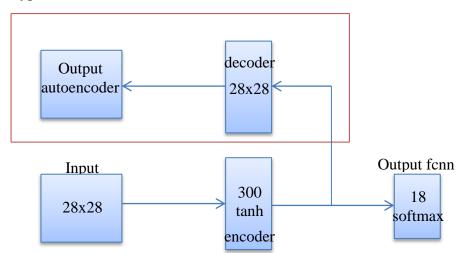
Тестовые конфигурации нейронных сетей

Начальная настройка весов с помощью автокодировщиков была реализована для конфигураций полностью связанных нейронных сетей, рассмотренных в лабораторной работе N2.

Конфигурация №1 из лабораторной работы №2 представляет собой полностью связанную нейронную сеть с одним скрытым слоем (300 скрытых нейронов, функция активации — tanh). Для данной сети был построен автокодировщик, состоящий из кодирующего слоя — скрытый слой исходной сети, и декодирующего слоя — слой, обратный к кодирующему. На вход автокодировщику подавались изображения персонажей Симпсонов и сеть обучалась максимально приближать значения выходного сигнала к входному. После обучения веса кодирующего слоя запоминались и использовались для инициализации весов в исходной нейронной сети.

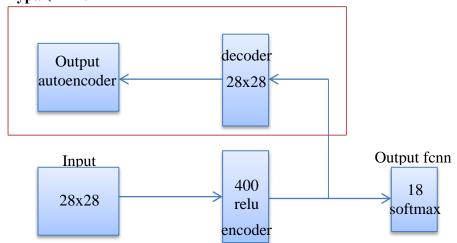
Конфигурация А представляет собой визуальную схему полностью связанной нейронной сети с одним скрытым слоем и построенного к ней автокодировщика.

Конфигурация А.



Конфигурация В — аналогичная схема полностью связанной нейронной сети (конфигурация №4 из лабораторной работы №2) с одним скрытым слоем и построенного к ней автокодировщика.

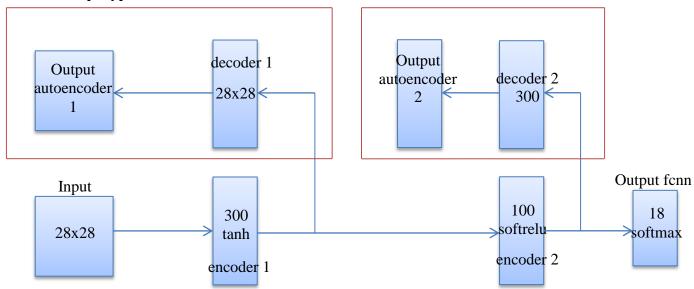
Конфигурация В.



Конфигурация №2 из лабораторной работы №2 представляет собой полностью связанную нейронную сеть с двумя скрытыми слоями (первый слой: 300 скрытых нейронов, функция активации – tanh; второй слой: 100 скрытых нейронов, функция активации – softrelu). Для настройки параметров такой многослойной сети строился стек автокодировщиков. Каждый автокодировщик обучался последовательно как сеть прямого распространения.

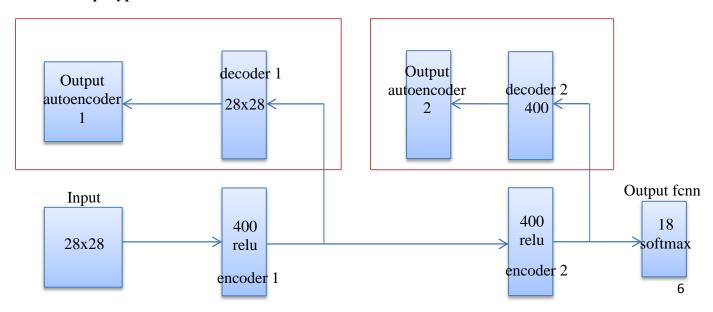
Конфигурация С представляет собой визуальную схему полностью связанной многослойной нейронной сети и построенного к ней стека автокодировщиков.

Конфигурация С.



Конфигурация D — аналогичная схема полностью связанной многослойной нейронной сети (конфигурация N = 5 из лабораторной работы N = 2) и построенного к ней стека автокодировщиков.

Конфигурация D.



Результаты экспериментов

Эксперименты проводились при следующих параметрах обучения: batch size = 10, optimizer = 'sgd', learning rate = 0.01. Обучение сети проводилось от начального приближения весов, построенного с помощью автокодировщиков, до тех пор, пока точность на тренировочной выборке не становилась равной 1. В таблице 1 указаны результаты экспериментов. В последней колонке в скобках указана точность классификации сети без начального приближения весов.

Таблица 1. Результаты экспериментов

Конфигурация №	Время обучения модели, с	Точность классификации на
		тестовой выборке
A	850	0.8236 (0.8068)
В	935	0.8334 (0.8167)
С	980	0.8352 (0.8194)
D	1206	0.8585 (0.8327)

Из таблицы видно, что с начальной инициализацией весов значениями, полученными в ходе обучения без учителя, точность классификации таких сетей увеличилась по сравнению со случаем, когда веса были инициализированы случайными значениями.