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: «Фундаментальная информатика и информационные технологии»
Магистерская программа: «Компьютерная графика»

Образовательный курс «Глубокое обучение»

ОТЧЕТ

по лабораторной работе №2

Разработка полностью связанной нейронной сети

Выполнили:
студенты группы 381706-2м

Привалов Даниил
Бабаев Иван
Зубарева Екатерина
Фадеев Алексей

Нижний Новгород
2018

Содержание

Цели

Цель настоящей работы состоит в том, чтобы получить базовые навыки работы с одной из библиотек глубокого обучения (Caffe, Torch, TensorFlow, MXNet или какая-либо другая библиотека на выбор студента) на примере полностью связанных нейронных сетей.

Задачи

Выполнение практической работы предполагает решение ***следующих задач***:

1. Выбор библиотеки для выполнения практических работ курса.
2. Установка выбранной библиотеки на кластере (параметры аутентификации и инструкция по работе с кластером выложена в отдельной задаче в системе redmine).
3. Проверка корректности установки библиотеки. Разработка и запуск тестового примера сети, соответствующей логистической регрессии, для решения задачи классификации рукописных цифр набора данных MNIST (пример разобран в лекционных материалах).
4. Выбор практической задачи компьютерного зрения для выполнения практических работ.
5. Разработка программ/скриптов для подготовки тренировочных и тестовых данных в формате, который обрабатывается выбранной библиотекой.
6. Разработка нескольких архитектур полностью связанных нейронных сетей (варьируются количество слоев и виды функций активации на каждом слое) в формате, который принимается выбранной библиотекой.
7. Обучение разработанных глубоких моделей.
8. Тестирование обученных глубоких моделей.
9. Публикация разработанных программ/скриптов в репозитории на GitHub.
10. Подготовка отчета, содержащего минимальный объем информации по каждому этапу выполнения работы.

Решаемая задача

Была выбрана задача классификации дорожных знаков. Количество классов - 43. Датасет: http://benchmark.ini.rub.de/?section=gtsrb&subsection=dataset

Состав:

- Архив обучающего набора имеет следующую структуру:
- Один каталог на класс
- Каждый каталог содержит один CSV-файл с аннотациями («GT- <ClassID> .csv») и обучающими изображениями.
- Обучающие изображения сгруппированы по наборам
- Каждый набор содержит 30 изображений одного дорожного знака

Формат изображения

- Каждое изображение содержит один дорожный знак
- Изображения содержат границу в 10% вокруг фактического дорожного знака (не менее 5 пикселей), чтобы обеспечить подходы по краям
- Изображения хранятся в формате PPM (Portable Pixmap, P6)
- Размеры изображения варьируются от 15x15 до 250x250 пикселей.
- Изображения не обязательно имеют квадратную форму
- Дорожный знак необязательно находится по центру изображения.
- Ограничительная рамка дорожного знака является частью описания.

Описания предоставляются в файлах CSV. Поля разделены знаком ";" (точка с запятой). Описания содержат следующую информацию:

- Имя файла: Имя файла соответствующего изображения
- Ширина: ширина изображения
- Высота: высота изображения
- ROI.x1: X-координата верхнего левого угла ограничительной рамки дорожного знака
- ROI.y1: Y-координата верхнего левого угла ограничительной рамки дорожного знака
- ROI.x2: X-координата нижнего правого угла ограничительной рамки дорожного знака
- ROI.y2: Y-координата нижнего правого угла ограничительной рамки дорожного знака
- ClassId: номер класса дорожного знака

Предобработка данных:

- Автоматическое выравнивание яркости (histogram equalization).
- Обрезка по центру.
- Перевод в черно-белое изображение.
- Увеличение до заданного размера (48x48).

Выбор библиотеки

Для выполнения лабораторных работ выбрана библиотека Keras для языка программирования Python.

На этапе проверки корректности установки библиотеки выполнена разработка и запуск тестового примера сети для решения задачи классификации рукописных цифр набора данных MNIST. Достигнута точность 0.89.

Метрика качества решения задачи

В качестве метрики точности решения используется отношение правильно классифицированных знаков ко всем знакам в тестовой выборке:

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

Тренировочные и тестовые наборы данных

39203 изображений различных знаков для тренировочных данных.
12630 изображений используется при финальном тестировании модели.

Конфигурации нейронных сетей

В данной работе были рассмотрены шесть конфигураций полностью связанных нейронных сетей с 3-мя и 4-мя скрытыми слоями.

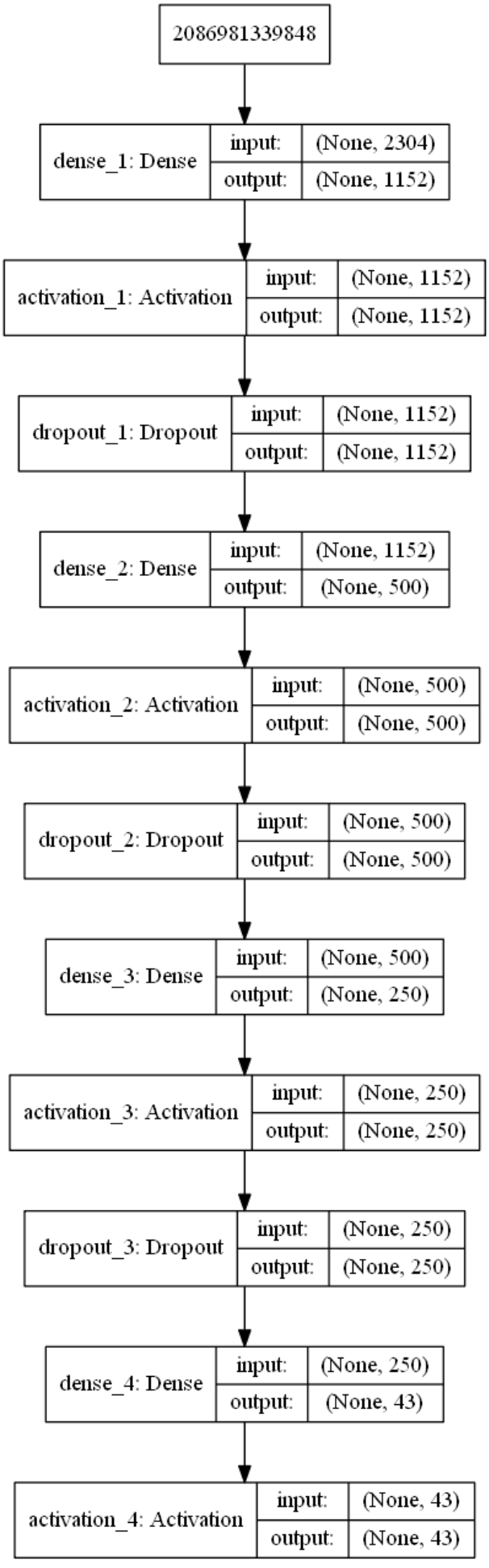
Активационная функция на слоях выбирается из следующих:

- $\tanh, \mathrm{f} = \frac{e^{s}-e^{-s}}{e^{v}+e^{-s}}$
- $\mathrm{sigmoid},\ \mathrm{f} = \frac{1}{e^{v}+e^{-s}}$
- $\mathrm{relu},\ \mathrm{f} = \max(x,\ 0)$

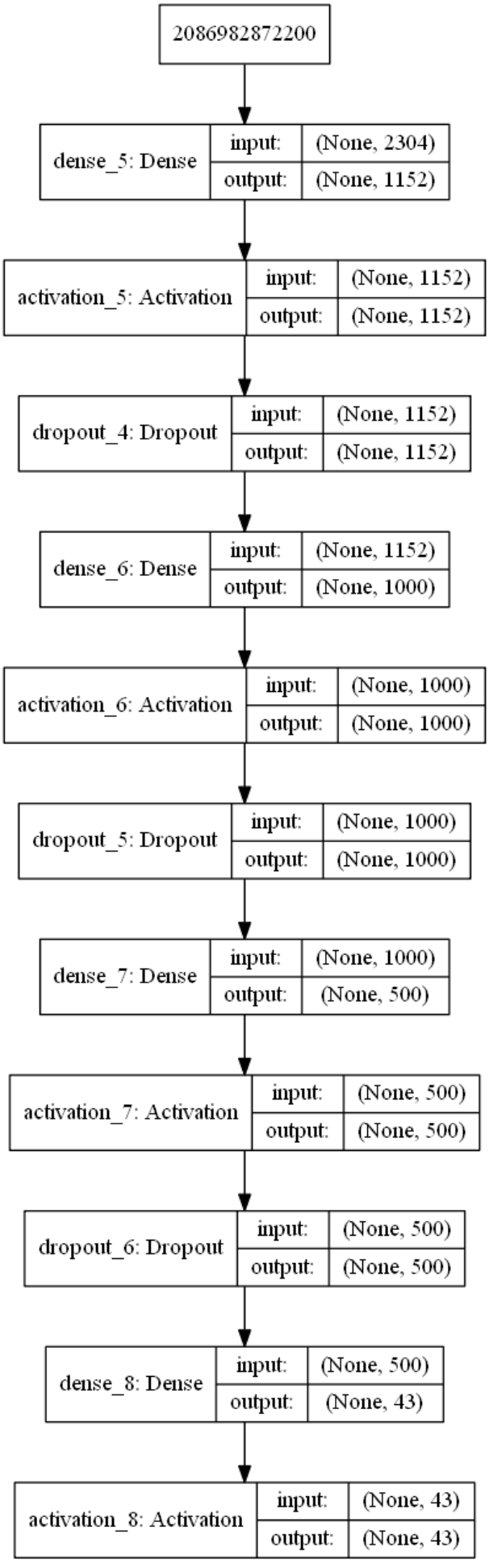
На выходном слое:

- $\mathrm{softmax},\ \mathrm{f} = \frac{e^{s_j}}{\sum_{j=1}^{n} e^{s_j}}$

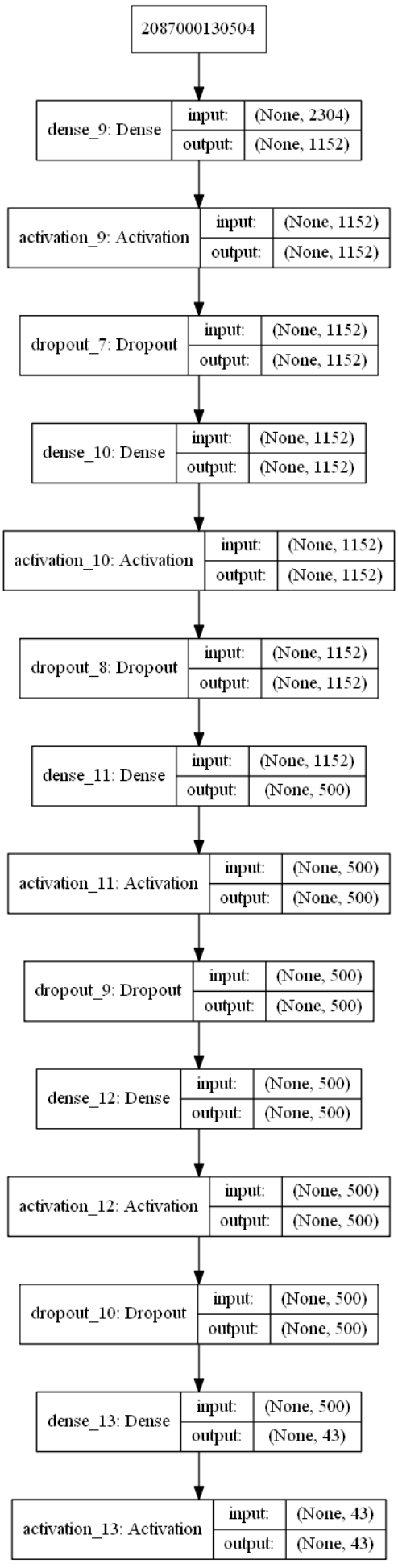
Для обучения использован модифицированный метод градиентного спуска. Adam — adaptive moment estimation, оптимизационный алгоритм. Он сочетает в себе и идею накопления движения и идею более слабого обновления весов для типичных признаков. Его реализация имеется в библиотеке Keras.


2086981339848
dense_1: Dense
input: (None, 2304)
output: (None, 1152)
activation_1: Activation
input: (None, 1152)
output: (None, 1152)
dropout_1: Dropout
input: (None, 1152)
output: (None, 1152)
dense_2: Dense
input: (None, 1152)
output: (None, 500)
activation_2: Activation
input: (None, 500)
output: (None, 500)
dropout_2: Dropout
input: (None, 500)
output: (None, 500)
dense_3: Dense
input: (None, 500)
output: (None, 250)
activation_3: Activation
input: (None, 250)
output: (None, 250)
dropout_3: Dropout
input: (None, 250)
output: (None, 250)
dense_4: Dense
input: (None, 250)
output: (None, 43)
activation_4: Activation
input: (None, 43)
output: (None, 43)

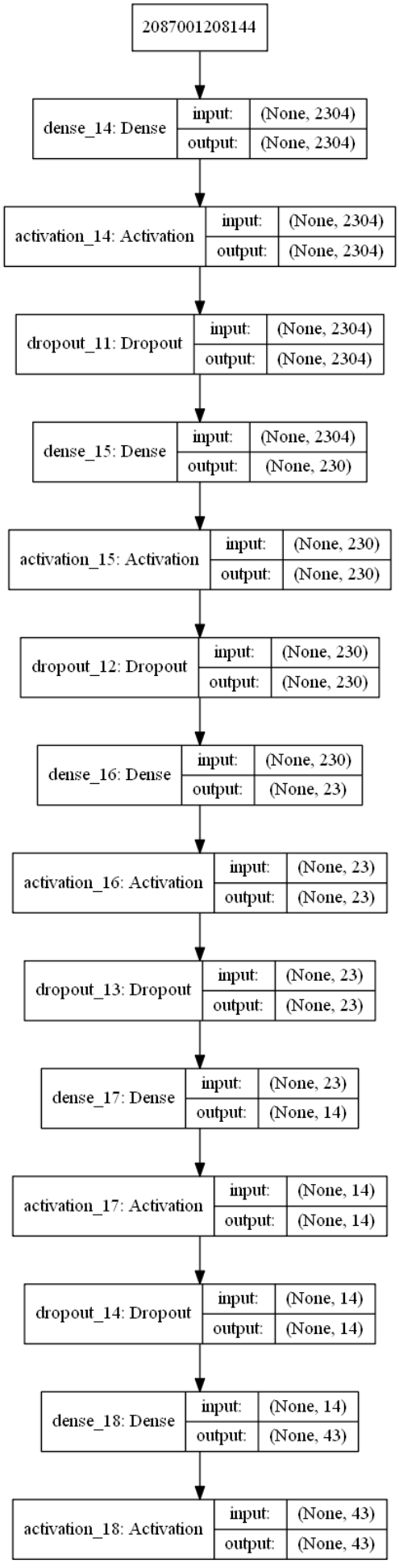
сеть 1


2086982872200
dense_5: Dense
input: (None, 2304)
output: (None, 1152)
activation_5: Activation
input: (None, 1152)
output: (None, 1152)
dropout_4: Dropout
input: (None, 1152)
output: (None, 1152)
dense_6: Dense
input: (None, 1152)
output: (None, 1000)
activation_6: Activation
input: (None, 1000)
output: (None, 1000)
dropout_5: Dropout
input: (None, 1000)
output: (None, 1000)
dense_7: Dense
input: (None, 1000)
output: (None, 500)
activation_7: Activation
input: (None, 500)
output: (None, 500)
dropout_6: Dropout
input: (None, 500)
output: (None, 500)
dense_8: Dense
input: (None, 500)
output: (None, 43)
activation_8: Activation
input: (None, 43)
output: (None, 43)

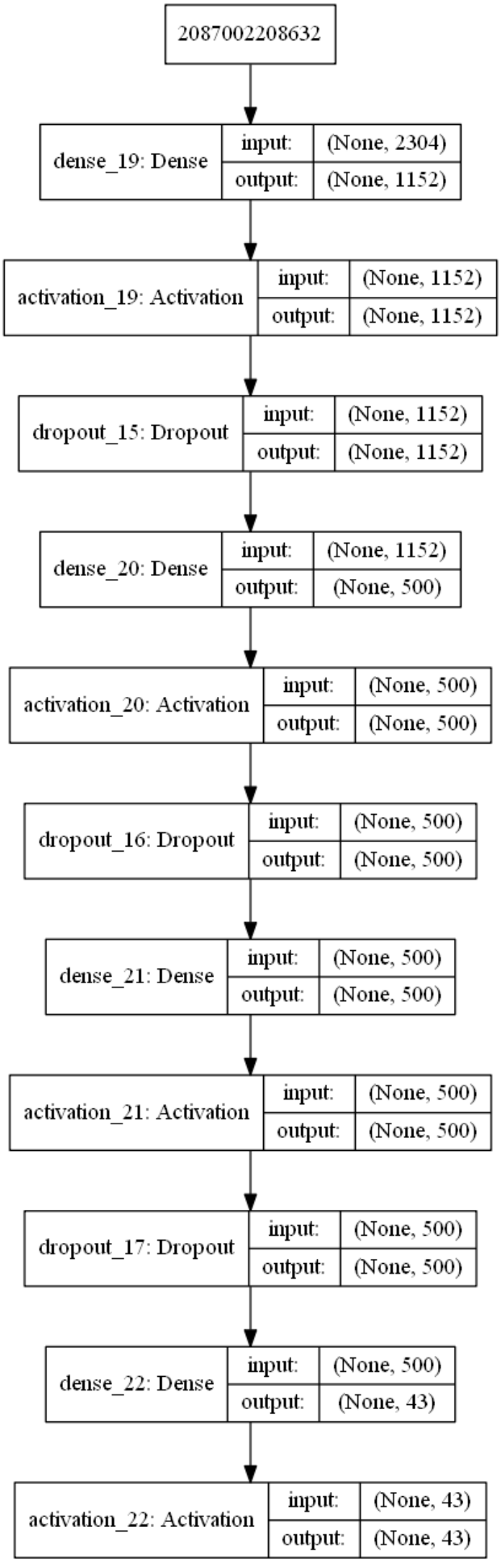
сеть2


2087000130504
dense_9: Dense
input: (None, 2304)
output: (None, 1152)
activation_9: Activation
input: (None, 1152)
output: (None, 1152)
dropout_7: Dropout
input: (None, 1152)
output: (None, 1152)
dense_10: Dense
input: (None, 1152)
output: (None, 1152)
activation_10: Activation
input: (None, 1152)
output: (None, 1152)
dropout_8: Dropout
input: (None, 1152)
output: (None, 1152)
dense_11: Dense
input: (None, 1152)
output: (None, 500)
activation_11: Activation
input: (None, 500)
output: (None, 500)
dropout_9: Dropout
input: (None, 500)
output: (None, 500)
dense_12: Dense
input: (None, 500)
output: (None, 500)
activation_12: Activation
input: (None, 500)
output: (None, 500)
dropout_10: Dropout
input: (None, 500)
output: (None, 500)
dense_13: Dense
input: (None, 500)
output: (None, 43)
activation_13: Activation
input: (None, 43)
output: (None, 43)

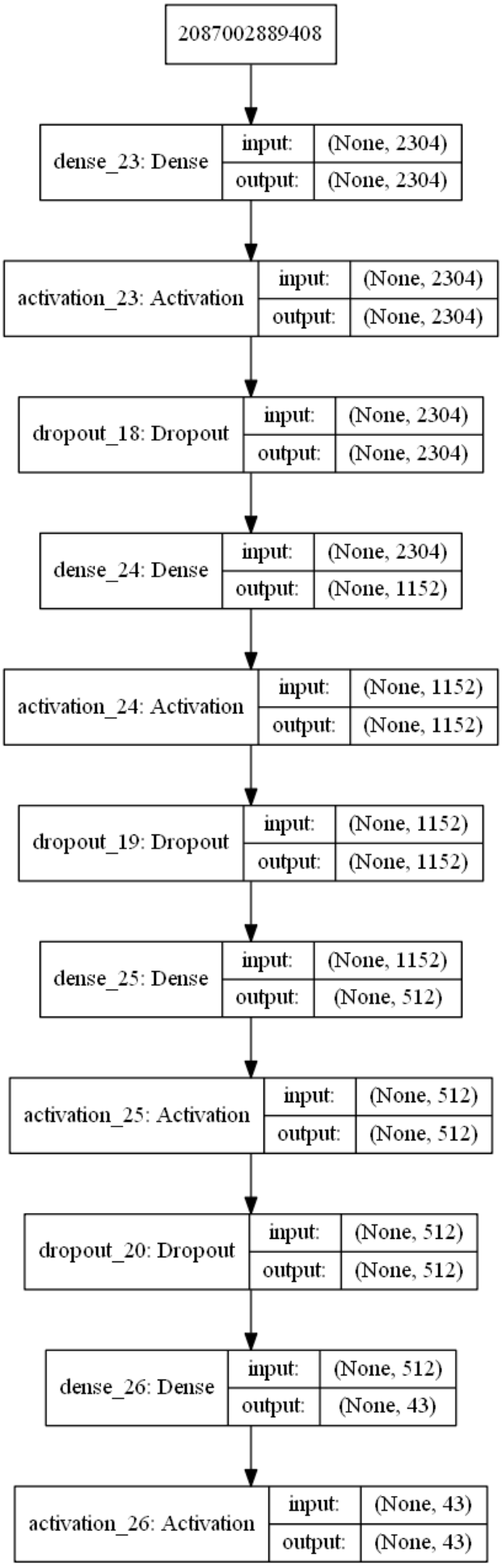
сеть3


2087001208144
dense_14: Dense
input: (None, 2304)
output: (None, 2304)
activation_14: Activation
input: (None, 2304)
output: (None, 2304)
dropout_11: Dropout
input: (None, 2304)
output: (None, 2304)
dense_15: Dense
input: (None, 2304)
output: (None, 230)
activation_15: Activation
input: (None, 230)
output: (None, 230)
dropout_12: Dropout
input: (None, 230)
output: (None, 230)
dense_16: Dense
input: (None, 230)
output: (None, 23)
activation_16: Activation
input: (None, 23)
output: (None, 23)
dropout_13: Dropout
input: (None, 23)
output: (None, 23)
dense_17: Dense
input: (None, 23)
output: (None, 14)
activation_17: Activation
input: (None, 14)
output: (None, 14)
dropout_14: Dropout
input: (None, 14)
output: (None, 14)
dense_18: Dense
input: (None, 14)
output: (None, 43)
activation_18: Activation
input: (None, 43)
output: (None, 43)

сеть4


2087002208632
dense_19: Dense
input: (None, 2304)
output: (None, 1152)
activation_19: Activation
input: (None, 1152)
output: (None, 1152)
dropout_15: Dropout
input: (None, 1152)
output: (None, 1152)
dense_20: Dense
input: (None, 1152)
output: (None, 500)
activation_20: Activation
input: (None, 500)
output: (None, 500)
dropout_16: Dropout
input: (None, 500)
output: (None, 500)
dense_21: Dense
input: (None, 500)
output: (None, 500)
activation_21: Activation
input: (None, 500)
output: (None, 500)
dropout_17: Dropout
input: (None, 500)
output: (None, 500)
dense_22: Dense
input: (None, 500)
output: (None, 43)
activation_22: Activation
input: (None, 43)
output: (None, 43)

сеть5


2087002889408
dense_23: Dense
input: (None, 2304)
output: (None, 2304)
activation_23: Activation
input: (None, 2304)
output: (None, 2304)
dropout_18: Dropout
input: (None, 2304)
output: (None, 2304)
dense_24: Dense
input: (None, 2304)
output: (None, 1152)
activation_24: Activation
input: (None, 1152)
output: (None, 1152)
dropout_19: Dropout
input: (None, 1152)
output: (None, 1152)
dense_25: Dense
input: (None, 1152)
output: (None, 512)
activation_25: Activation
input: (None, 512)
output: (None, 512)
dropout_20: Dropout
input: (None, 512)
output: (None, 512)
dense_26: Dense
input: (None, 512)
output: (None, 43)
activation_26: Activation
input: (None, 43)
output: (None, 43)

сеть6

Разработанные программы/скрипты

В репозитории в папке lab2 находится скрипт seq_all.py, в нем содержится функция seq_model(model_num) генерирующая вышеописанные модели и запускающая их обучение и тестирование в цикле.

Подготовка файлов датасета к работе подробно описана в README репозитория.

Результаты экспериментов

Параметры обучения:
Функция ошибки='categorical_crossentropy',
Оптимизационный алгоритм ='adam' - https://keras.io/optimizers/,
batch_size=128,
Количество эпох – 10,
Скорость обучения – 0.001.

Параметры PC:
CPU: Intel Core i5-5200U (2.2GHz)

№	Количество скрытых слоев	Количество нейронов на скрытых слоях	Функции активации	Результат		
				Точность на тренировочном множестве	Точность на тестовом множестве	Время эпохи, с
1	3	1152-500-250	tanh-tanh-sigmoid	0.84	0.795	46
2	3	1152-1000-500	relu-relu-sigmoid	0.91	0.832	62
3	4	1152-1152-500-500	tanh-tanh-tanh-sigmoid	0.721	0.723	69
4	4	2304 -230-23-14	relu-relu-relu- relu	0.582	0.684	82
5	3	1152-500-500	relu-relu-sigmoid	0.91	0.80	50
6	3	2304-1152-512	relu-relu-sigmoid	0.907	0.847	123

Анализ результатов

Лучший результат 0.85% точности был получен в 6 модели, получен он был за счет подбора оптимального количества нейронов для данных параметров обучения. Если взять большее количество нейронов, то результат по времени обучения и проценту ошибок сильно падал.

Результат полностью связанных сетей сильно лучше не сделать, так как когда мы преобразуем изображение в линейную цепочку байт, мы что-то безвозвратно теряем. Причем с каждым слоем эта потеря только усугубляется. Мы теряем топологию изображения, т.е. взаимосвязь между отдельными его частями. Кроме того задача распознавания подразумевает умение нейросети быть устойчивой к небольшим сдвигам, поворотам и изменению масштаба изображения, т.е. она должна извлекать из данных некие инварианты, не зависящие от углов под которым сделано фото знака.

При тестировании с большим количеством нейронов было немного проще использовать ReLU функцию активации, но в целом на время данная функция не сильно влияет, время обучения сильно зависит от количества нейронов в сети.

Все же стоит отметить преимущества ReLU:

1. Вычисление сигмоиды и гиперболического тангенса требует ресурсоёмких операций, таких как возведение в степень, в то время как ReLU не подвержен насыщению.
2. Применение ReLU существенно повышает скорость стохастического градиентного спуска по сравнению с сигмоидой и гиперболическим тангенсом. Это обусловлено линейным характером и отсутствием насыщения данной функции.