Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана Факультет «Информатика и системы управления» Кафедра «Системы обработки информации и управления»



Отчет Лабораторная работа № 2 По курсу «Проектирование интеллектуальных систем»

Вариант 9

Попов Ил	ОЛНИТЕЛЬ: вья Андреевич уппа ИУ5-23М
""	2022 г.
ПРЕПО	ДАВАТЕЛЬ: Канев А.И.

Задание

По заданию выбрать свои классы и обучить сверточную нейронную сеть до 70% точности на тестовой выборке используя GPU. Провести три обучения для 3 разных тактик пуллинга: пуллинг с помощью шага свёртки stride, макс пуллинг, усредняющий пуллинг. Сравнить достигнутое качество, время обучения и степень переобучения. Выбрать лучшую конфигурацию. Сохранить модель. Перезапустить среду выполнения - теряются все текующие переменные.

Загрузить в colab готовую уже обученную на cifar100 модель. Преобразовать в onnx и сохранить локально.

Скачать каталог с html-файлом и встроить в него два файла моделей - обученную на ЛР1 и на ЛР2.

Скачать картинки из интернета согласно варианту и открыть их в html по кнопке. Автоматически в скрипте масштабируется изображение.

Выбрать в јѕ нужные классы для готовой модели. Проверить на устойчивость обе модели, полносвязную и свёрточную, двигая картинку, убедиться в наличии свойства инвариантности сверточного слоя.

Варианты для CIFAR100

- 1. 23
- 2. 9
- 3. 39

Выполнение

n	4 07.4	15.20 2022	,				
ri Apr	1 0/:4	15:29 2022					
			Driver	Version:	460.32.03	CUDA Versi	
GPU N Fan T	ame emp Pe	Persi erf Pwr:l	istence-M Jsage/Cap	Bus-Id	Disp. Memory-Usag	A Volatile ge GPU-Util	Uncorr. ECC Compute M. MIG M.
0 T N/A	esla K8 33C	30 P8 25V	Off V / 149W	0000000 0M	0:00:04.0 Of iB / 11441Mi		0 Default N/A
Proces	ses:						

Будем использовать GPU для обучения нейросети

Загружаем набор данных CIFAR 100

```
class Cifar100 MLP(nn.Module):
    def __init__(self, hidden_size=32, classes=100):
        super(Cifar100_MLP, self).__init__()
        # https://blog.jovian.ai/image-classification-of-cifar100-dataset-using-pytorch-8b7145242df1
        self.seq = nn.Sequential(
            Normalize([0.5074,0.4867,0.4411],[0.2011,0.1987,0.2025]),
            # первый способ уменьшения размерности картинки - через stride
            nn.Conv2d(3, HIDDEN_SIZE, 5, stride=4, padding=2),
            nn.ReLU(),
            # второй способ уменьшения размерности картинки - через слой пуллинг
            nn.Conv2d(HIDDEN_SIZE, HIDDEN_SIZE*2, 5, stride=3, padding=0),
            #nn.AvgPool2d(4),
            #nn.MaxPool2d(4),
            nn.Flatten(),
            nn.Linear(HIDDEN_SIZE*8, classes),
    def forward(self, input):
        return self.seq(input)
HIDDEN SIZE = 32
model = Cifar100 MLP(hidden size=HIDDEN SIZE, classes=len(CLASSES))
model.to(device)
print(model(torch.rand(1, 32, 32, 3).to(device)))
summary(model, input_size=(32, 32, 3))
tensor([[0.0258, 0.1505, 0.0682]], device='cuda:0', grad_fn=<AddmmBackward0>)
      Layer (type) Output Shape Param #
_____
        Normalize-1 [-1, 3, 32, 32] 0
Conv2d-2 [-1, 32, 8, 8] 2,432
ReLU-3 [-1, 32, 8, 8] 0
Conv2d-4 [-1, 64, 2, 2] 51,264
ReLU-5 [-1, 64, 2, 2] 0
Flatten-6 [-1, 256] 0
Linear-7 [-1, 3] 771
```

Создаём модель нейронной сети и проводим её обучение

Структура сети:

- Входной слой: 32*32*3 нейронов
- Первый скрытый свёрточный слой: 64 нейрона, 32 канала
- Второй скрытый свёрточный слой: 4 нейрона 64 канала
- Третий скрытый полносвязный слой: 256 нейрона
- Выходной слой: 3 нейрона

```
64*4=256 нейронов
64*(32*25+1) = 51264 Параметров
204800 связей
```

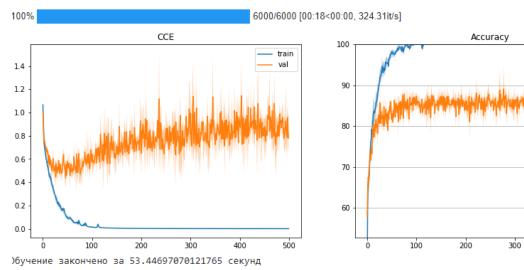
```
passed += pbar.format_dict['elapsed']
   pbar = tqdm(total=EPOCHS*steps_per_epoch, miniters=5)
   pbar.update((epoch+1)*steps_per_epoch)
   x_vals = np.arange(epoch+1)
   _, ax = plt.subplots(1, 2, figsize=(15, 5))
   stats = np.array(losses)
   stats_val = np.array(losses_val)
   ax[1].set_ylim(stats_val[:, 0, 1].min()-5, 100)
   ax[1].grid(axis='y')
   for i, title in enumerate(['CCE', 'Accuracy']):
       ax[i].plot(x_vals, stats[:, 0, i], label='train')
       ax[i].fill_between(x_vals, stats[:, 1, i],
                          stats[:, 2, i], alpha=0.4)
       ax[i].plot(x_vals, stats_val[:, 0, i], label='val')
       ax[i].fill\_between(x\_vals,
                          stats_val[:, 1, i],
                          stats_val[:, 2, i], alpha=0.4)
       ax[i].legend()
       ax[i].set_title(title)
   plt.show()
print('Обучение закончено за %s секунд' % passed)
```

train

val

500

400



Обучение

```
for part in ['train', 'test']:
       y_pred = []
       y_true = []
       with torch.no_grad(): # отключение автоматического дифференцирования
           for i, data in enumerate(dataloader[part], 0):
               inputs, labels = data
               # на GPU
               inputs, labels = inputs.to(device), labels.to(device)
               outputs = model(inputs).detach().cpu().numpy()
              y pred.append(outputs)
              y_true.append(labels.cpu().numpy())
           y_true = np.concatenate(y_true)
           y_pred = np.concatenate(y_pred)
           print(part)
           print(classification_report(y_true.argmax(axis=-1), y_pred.argmax(axis=-1),
                                     digits=4, target_names=list(map(str, CLASSES))))
           print('-'*50)
_→ train
                           recall f1-score support
                precision
             23
                  1.0000 1.0000
                                    1.0000
                                                  500
                  1.0000 1.0000
1.0000 1.0000
                                    1.0000
             9
                                                  500
             39
                                      1.0000
                                                  500
                                      1.0000
                                                 1500
       accuracy
      macro avg 1.0000 1.0000
                                      1.0000
                                                 1500
                   1.0000
                           1.0000
                                      1.0000
                                                 1500
   weighted avg
   test
                precision recall f1-score support
                   0.8558 0.8900
             23
                                    0.8725
                                                  100
                  0.8750 0.8400 0.8571
                                                  100
             9
                   0.8400 0.8400 0.8400
                                      0.8567
                                                  300
       accuracy
      macro avg 0.8569 0.8567
                                      0.8566
                                                  300
                                    0.8566
                                                  300
   weighted avg
```

Результат обучения

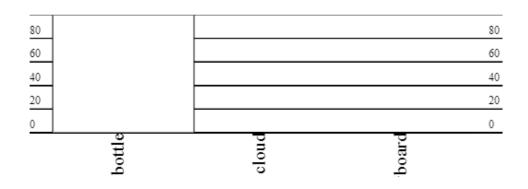
Всего было проведено обучение в 4 вариациях сети

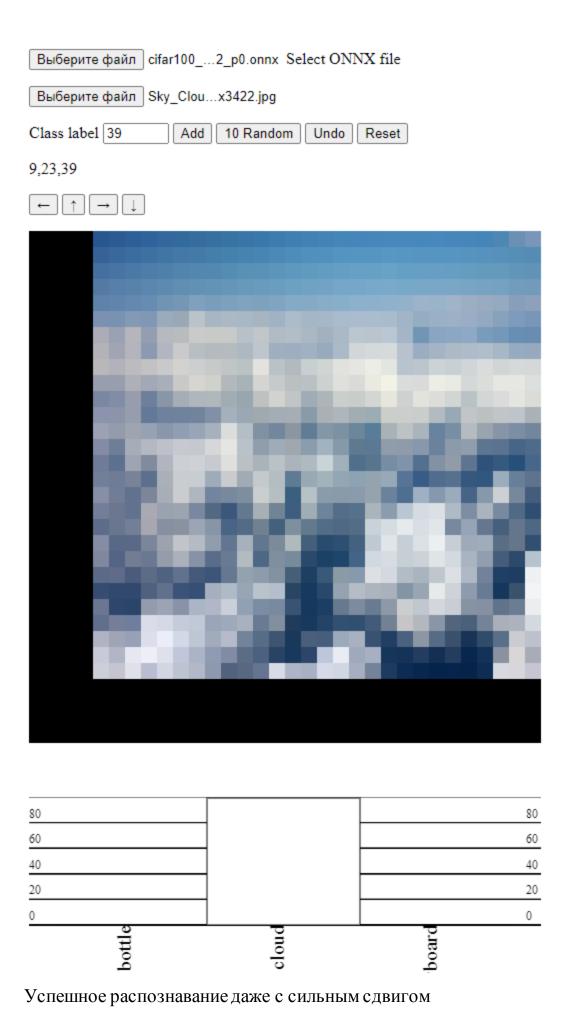
$N_{\underline{0}}$	Ядро (1; 2 св. слой)	Шаг	Паддинг	Пуллинг	t обучения	Точность
1	5; 3	4; 1	2; 1	avg(4)	48,6 c	86,33%
2	5; 5	4; 2	2; 0	-	52,8 c	84,33%
3	5; 3	4; 1	2; 1	max4	52 c	87,33%
4	5; 5	4; 3	2; 0	-	53,4 c	85,67%

Проверка модели на картинках из интернета









$\leftarrow \uparrow \uparrow \downarrow$



