Свёрточные нейронные сети**: MNIST</h3>** Кошкарев **20223**

Нейросети и машинное обучение

Лабораторная работа 3. Применение свёрточных нейронных сетей в задаче классификации изображений

Цель. Изучить технику работы со свёрточными нейронными сетями.

Описание задачи

На основании предложенных примеров изучить сверточные нейронные сети для классификации изображений по базам MNIST и CIFAR10

Задание

1. Изучить текст примеров нейронных сетей, обратить внимание на структуры данных, функцию потерь, описание архитектуры CNN
2. Исследовать точность классификации в зависимости от
   - числа сверточных слоев,
     число каналов
   - типа пулинга
   - функции активации
   - числа полносвязных слоев
3. Сделать выводы

В этом ноутбке мы научимся писать свои свёрточные нейросети на фреймворке **PyTorch,** и протестируем их работу на датасете **MNIST.**

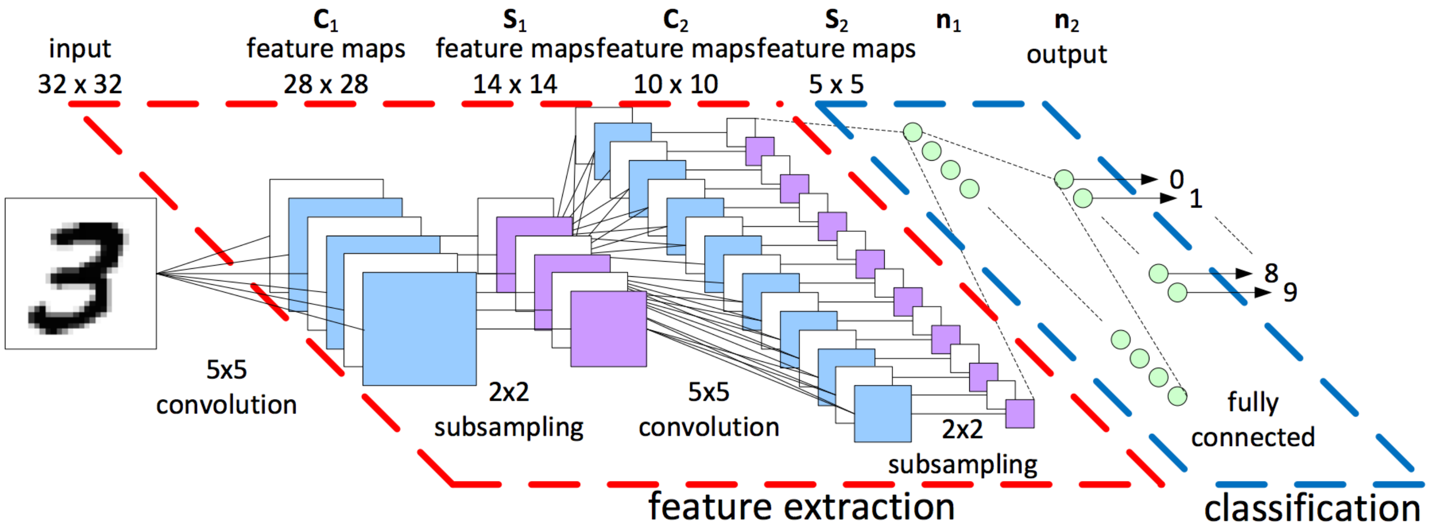
ВНИМАНИЕ: Рассматривается ***задача классификации изображений***.

Свёрточная нейросеть (Convolutional Neural Network, CNN) **-** это многослойная нейросеть, имеющая в своей архитектуре помимо *полносвязных слоёв* (а иногда их может и не быть) ещё и **свёрточные слои (Conv Layers)** и **pooling-слои (Pool Layers).**

Собственно, название такое эти сети получили потому, что в основе их работы лежит операция **свёртки.**

Сразу же стоит сказать, что свёрточные нейросети **были придуманы прежде всего для задач, связанных с изображениями** , следовательно, на вход они тоже "ожидают" изображение.

- Например, вот так выглядит неглубокая свёрточная нейросеть, имеющая такую архитектуру: `Input -> Conv 5x5 -> Pool 2x2 -> Conv 5x5 -> Pool 2x2 -> FC -> Output`



Свёрточные нейросети (простые, есть и намного более продвинутые) почти всегда строятся по следующему правилу:

```
INPUT -> [[CONV -> RELU]*N -> POOL?]*M -> [FC -> RELU]*L -> FC
```

то есть:

1). ***Входной слой*** **(batch** картинок **--** тензор размера `(batch_size, H, W, C)` **)**

2). M блоков **(M** $\geq$ **0)** из свёрток и **pooling**-ов, причём именно в том порядке, как в формуле выше. Все эти M блоков вместе называют ***feature extractor*** свёрточной нейросети, потому что эта часть сети отвечает непосредственно за формирование новых, более сложных признаков поверх тех, которые подаются (то есть, по аналогии с **MLP**, мы опять же переходим к новому признаковому пространству, однако здесь оно строится сложнее, чем в обычных многослойных сетях, поскольку используется операция свёртки)

3). L штук **FullyConnected**-слоёв (с активациями). Эту часть из L **FC**-слоёв называют ***classificator***, поскольку эти слои отвечают непосредственно за предсказание нужно класса (сейчас рассматривается задача классификации изображений).

Свёрточная нейросеть на **PyTorch**

Ещё раз напомним про основные компоненты нейросети:

- непосредственно, сама **архитектура** нейросети (сюда входят типы функций активации у каждого нейрона);
- начальная **инициализация** весов каждого слоя;
- метод **оптимизации** нейросети (сюда ещё входит метод изменения `learning_rate`);
- размер **батчей** (`batch_size`);
- количетсво **эпох** обучения (`num_epochs`);
- **функция потерь** (`loss`);
- тип **регуляризации** нейросети (для каждого слоя можно свой);

То, что связано с ***данными и задачей***:

- само **качество** выборки (непротиворечивость, чистота, корректность постановки задачи);
- **размер** выборки;

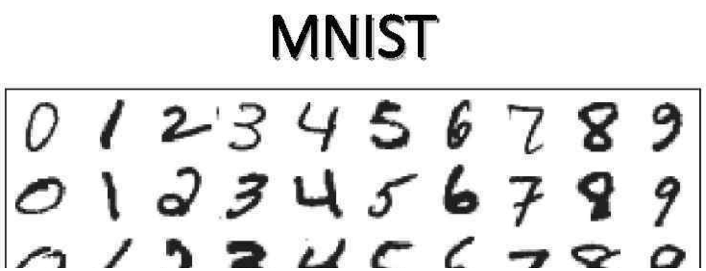
Так как мы сейчас рассматриваем **архитектуру CNN**, то, помимо этих компонент, в свёрточной нейросети можно настроить следующие вещи:

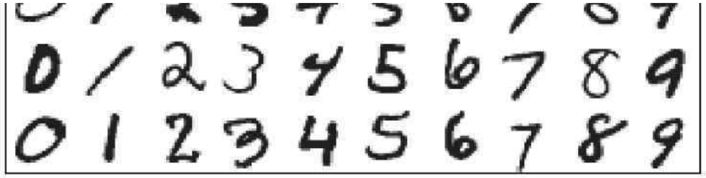
- (в каждом **ConvLayer**) **размер фильтров (окна свёртки)** (`kernel_size`)
- (в каждом **ConvLayer**) **количество фильтров** (`out_channels`)
- (в каждом **ConvLayer**) размер **шага окна свёртки (stride)** (`stride`)
- (в каждом **ConvLayer**) **тип padding'а** (`padding`)

- (в каждом **PoolLayer**) **размер окна pooling'а** (`kernel_size`)
- (в каждом **PoolLayer**) **шаг окна pooling'а** (`stride`)
- (в каждом **PoolLayer**) **тип pooling'а** (`pool_type`)
- (в каждом **PoolLayer**) **тип padding'а** (`padding`)

Какими их берут обычно -- будет показано в примере ниже. По крайней мере, можно начинать с этих настроек, чтобы понять, какое качество "из коробки" будет у простой модели.

Посмотрим, как работает **CNN** на **MNIST**'е и на **CIFAR**'е:





MNIST: это набор из **70k** картинок рукописных цифр от **0** до **9**, написанных людьми, **60k** из которых являются тренировочной выборкой (`train` **dataset)),** и ещё **10k** выделены для тестирования модели (`test` **dataset).**

In [1]:

```
#!pip install torch torchvision
```

In [2]:

```
import torch
import torchvision
from torchvision import transforms

import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
%matplotlib inline
```

Скачаем и загрузим данные в `DataLoader`**'ы:**

Обратите внимание на аргумент `batch_size`**:** именно он будет отвечать за размер батча, который будет подаваться при оптимизации нейросети

In [3]:

```
transform = transforms.Compose(
    [transforms.ToTensor()])

trainset = torchvision.datasets.MNIST(root='./data', train=True,
                                      download=True, transform=transform)
trainloader = torch.utils.data.DataLoader(trainset, batch_size=4,
                                          shuffle=True, num_workers=2)

testset = torchvision.datasets.MNIST(root='./data', train=False,
                                     download=True, transform=transform)
testloader = torch.utils.data.DataLoader(testset, batch_size=4,
                                         shuffle=False, num_workers=2)

classes = tuple(str(i) for i in range(10))
```

Сами данные лежат в полях `trainloader.dataset.train_data` и `testloader.dataset.test_data`:

Сами данные лежат в полях `trainloader.dataset.train_data` и `testloader.dataset.test_data`.

In [4]:

```
trainloader.dataset.train_data.shape
```

```
C:\Users\koshi8bit\anaconda3\lib\site-packages\torchvision\datasets\mnist.py:62: UserWarning: train_data has been renamed data
  warnings.warn("train_data has been renamed data")
```

Out[4]:

```
torch.Size([60000, 28, 28])
```

In [5]:

```
testloader.dataset.test_data.shape
```

```
C:\Users\koshi8bit\anaconda3\lib\site-packages\torchvision\datasets\mnist.py:67: UserWarning: test_data has been renamed data
  warnings.warn("test_data has been renamed data")
```

Out[5]:

```
torch.Size([10000, 28, 28])
```

Выведем первую картинку:

In [6]:

```
trainloader.dataset.train_data[0]
```

Out[6]:

```
tensor([[  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
           0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
           0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
           0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
           0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
           0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   3,  18,
          18,  18, 126, 136, 175,  26, 166, 255, 247, 127,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,  30,  36,  94, 154, 170, 253,
         253, 253, 253, 253, 225, 172, 253, 242, 195,  64,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,  49, 238, 253, 253, 253, 253, 253,
         253, 253, 253, 251,  93,  82,  82,  56,  39,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,  18, 219, 253, 253, 253, 253, 253,
         198, 182, 247, 241,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,  80, 156, 107, 253, 253, 205,
          11,   0,  43, 154,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
```

```
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,  14,   1, 154, 253,  90,
           0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0, 139, 253, 190,
           2,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,  11, 190, 253,
          70,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,  35, 241,
         225, 160, 108,   1,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,  81,
         240, 253, 253, 119,  25,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
          45, 186, 253, 253, 150,  27,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
           0,  16,  93, 252, 253, 187,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
           0,   0,   0, 249, 253, 249,  64,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
          46, 130, 183, 253, 253, 207,   2,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,  39, 148,
         229, 253, 253, 253, 250, 182,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,  24, 114, 221, 253,
         253, 253, 253, 201,  78,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,  23,  66, 213, 253, 253, 253,
         253, 198,  81,   2,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,  18, 171, 219, 253, 253, 253, 253, 195,
          80,   9,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,  55, 172, 226, 253, 253, 253, 253, 244, 133,  11,
           0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0, 136, 253, 253, 253, 212, 135, 132,  16,   0,   0,
           0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
           0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
           0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
           0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0]],
       dtype=torch.uint8)
```

Посмотрим, как она выглядит:

In [7]:

```
# преобразовать тензор в np.array
numpy_img = trainloader.dataset.train_data[0].numpy()
```

In [8]:

```
trainloader.dataset.train_data[0]
```

Out[8]:

```
tensor([[  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
           0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
           0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
           0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
           0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
           0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   3,  18,
          18,  18, 126, 136, 175,  26, 166, 255, 247, 127,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,  30,  36,  94, 154, 170, 253,
         253, 253, 253, 253, 225, 172, 253, 242, 195,  64,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,  49, 238, 253, 253, 253, 253, 253,
         253, 253, 253, 251,  93,  82,  82,  56,  39,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,  18, 219, 253, 253, 253, 253, 253,
         198, 182, 247, 241,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,  80, 156, 107, 253, 253, 205,
          11,   0,  43, 154,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,  14,   1, 154, 253,  90,
           0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0, 139, 253, 190,
           2,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,  11, 190, 253,
          70,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,  35, 241,
         225, 160, 108,   1,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,  81,
         240, 253, 253, 119,  25,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
          45, 186, 253, 253, 150,  27,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
           0,  16,  93, 252, 253, 187,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
           0,   0,   0, 249, 253, 249,  64,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
          46, 130, 183, 253, 253, 207,   2,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,  39, 148,
         229, 253, 253, 253, 250, 182,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,  24, 114, 221, 253,
         253, 253, 253, 201,  78,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,  23,  66, 213, 253, 253, 253,
         253, 198,  81,   2,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,   0,   0,  18, 171, 219, 253, 253, 253, 253, 195,
          80,   9,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0,  55, 172, 226, 253, 253, 253, 253, 244, 133,  11,
           0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0],
        [  0,   0,   0,   0, 136, 253, 253, 253, 212, 135, 132,  16,   0,   0,
```

```
          0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0],
        [   0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,
            0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0],
        [   0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,
            0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0],
        [   0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,
            0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0,    0]],
       dtype=torch.uint8)
```

In [9]:

```
numpy_img.shape
```

Out[9]:

```
(28, 28)
```

In [10]:

```
numpy_img
```

Out[10]:

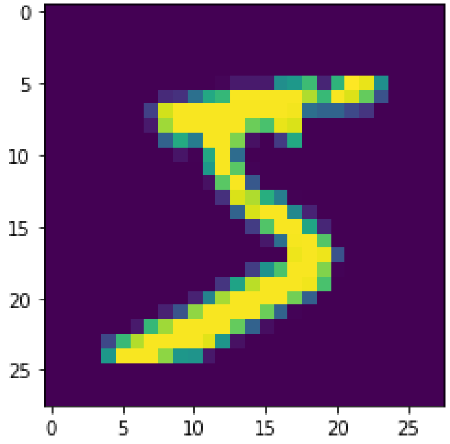
```
array([[  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
          0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
          0,   0],
       [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
          0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
          0,   0],
       [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
          0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
          0,   0],
       [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
          0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
          0,   0],
       [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
          0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
          0,   0],
       [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   3,
         18,  18,  18, 126, 136, 175,  26, 166, 255, 247, 127,   0,   0,
          0,   0],
       [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,  30,  36,  94, 154, 170,
        253, 253, 253, 253, 253, 225, 172, 253, 242, 195,  64,   0,   0,
          0,   0],
       [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,  49, 238, 253, 253, 253, 253,
        253, 253, 253, 253, 251,  93,  82,  82,  56,  39,   0,   0,   0,
          0,   0],
       [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,  18, 219, 253, 253, 253, 253,
        253, 198, 182, 247, 241,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
          0,   0],
       [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,  80, 156, 107, 253, 253,
        205,  11,   0,  43, 154,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
```

```
        205,  11,   0,  43, 154,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
          0,   0],
       [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,  14,   1, 154, 253,
         90,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
          0,   0],
       [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0, 139, 253,
        190,   2,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
          0,   0],
       [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,  11, 190,
        253,  70,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
          0,   0],
       [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,  35,
        241, 225, 160, 108,   1,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
          0,   0],
       [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
         81, 240, 253, 253, 119,  25,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
          0,   0],
       [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
          0,  45, 186, 253, 253, 150,  27,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
          0,   0],
       [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
          0,   0,  16,  93, 252, 253, 187,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
          0,   0],
       [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
          0,   0,   0,   0, 249, 253, 249,  64,   0,   0,   0,   0,   0,
          0,   0],
       [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
          0,  46, 130, 183, 253, 253, 207,   2,   0,   0,   0,   0,   0,
          0,   0],
       [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,  39,
        148, 229, 253, 253, 253, 250, 182,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
          0,   0],
       [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,  24, 114, 221,
        253, 253, 253, 253, 201,  78,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
          0,   0],
       [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,  23,  66, 213, 253, 253,
        253, 253, 198,  81,   2,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
          0,   0],
       [  0,   0,   0,   0,   0,   0,  18, 171, 219, 253, 253, 253, 253,
        195,  80,   9,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
          0,   0],
       [  0,   0,   0,   0,  55, 172, 226, 253, 253, 253, 253, 244, 133,
         11,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
          0,   0],
       [  0,   0,   0,   0, 136, 253, 253, 253, 212, 135, 132,  16,   0,
          0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
          0,   0],
       [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
          0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
          0,   0],
       [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
```

```
         0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
         0,   0],
       [  0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
         0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,   0,
         0,   0]], dtype=uint8)
```

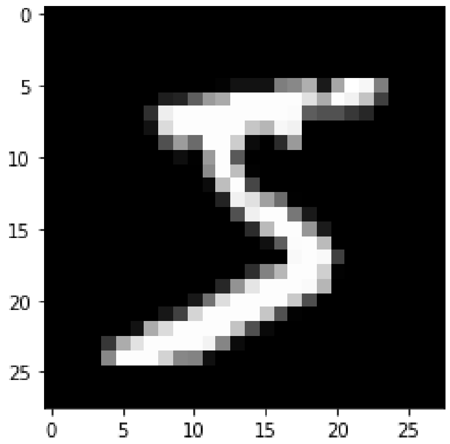
In [11]:

```
plt.imshow(numpy_img);
```



In [12]:

```
plt.imshow(numpy_img, cmap='gray');
```

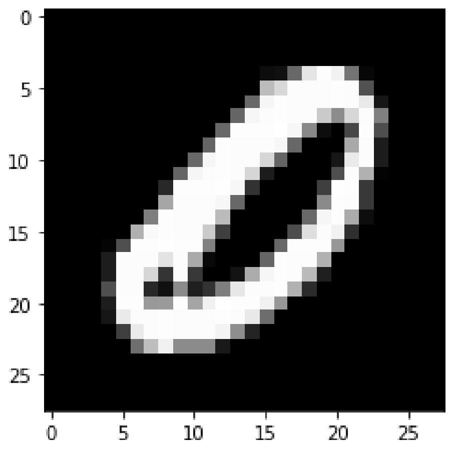


Отрисовка заданной цифры:

In [13]:

```
# случайный индекс от 0 до размера тренировочной выборки
i = np.random.randint(low=0, high=60000)

plt.imshow(trainloader.dataset.train_data[i].numpy(), cmap='gray');
```



Как итерироваться по данным с помощью `loader'` а**?** Очень просто**:**

In [14]:

```
i=0
for data in trainloader:
    print(len(data))
    print('Images:',data[0])
    print('Labels:', data[1])
    #i = i+1
    #if i==5:
    break
```

```
2
Images: tensor([[[[0., 0., 0.,  ..., 0., 0., 0.],
          [0., 0., 0.,  ..., 0., 0., 0.],
          [0., 0., 0.,  ..., 0., 0., 0.],
          ...,
          [0., 0., 0.,  ..., 0., 0., 0.],
          [0., 0., 0.,  ..., 0., 0., 0.],
          [0., 0., 0.,  ..., 0., 0., 0.]]],


        [[[0., 0., 0.,  ..., 0., 0., 0.],
          [0., 0., 0.,  ..., 0., 0., 0.],
          [0., 0., 0.,  ..., 0., 0., 0.],
          ...,
          [0., 0., 0.,  ..., 0., 0., 0.],
          [0., 0., 0.,  ..., 0., 0., 0.],
          [0., 0., 0.,  ..., 0., 0., 0.]]],
```

```
          [0., 0., 0.,  ..., 0., 0., 0.]]],


        [[[0., 0., 0.,  ..., 0., 0., 0.],
          [0., 0., 0.,  ..., 0., 0., 0.],
          [0., 0., 0.,  ..., 0., 0., 0.],
          ...,
          [0., 0., 0.,  ..., 0., 0., 0.],
          [0., 0., 0.,  ..., 0., 0., 0.],
          [0., 0., 0.,  ..., 0., 0., 0.]]],


        [[[0., 0., 0.,  ..., 0., 0., 0.],
          [0., 0., 0.,  ..., 0., 0., 0.],
          [0., 0., 0.,  ..., 0., 0., 0.],
          ...,
          [0., 0., 0.,  ..., 0., 0., 0.],
          [0., 0., 0.,  ..., 0., 0., 0.],
          [0., 0., 0.,  ..., 0., 0., 0.]]]])
Labels: tensor([1, 6, 5, 3])
```

То есть мы имеем дело с кусочками данных размера **batch_size** (в данном случае = 4), причём в каждом батче есть как объекты, так и ответы на них (то есть и X, и y).

Теперь вернёмся к тому, что в **PyTorch** есть две "парадигмы" построения нейросетей -- `Functional` и `Seuquential`. Со второй мы уже хорошенько разобрались в предыдущих ноутбуках по нейросетям, теперь мы используем именно `Functional` парадигму, потому что при построении свёрточных сетей это намного удобнее:

In [15]:

```
import torch.nn as nn
import torch.nn.functional as F  # Functional
```

In [16]:

```
# # Заметьте: класс наследуется от nn.Module
# class SimpleConvNet(nn.Module):
#     def __init__(self):
#         # вызов конструктора предка
#         super(SimpleConvNet, self).__init__()
#         # необходмо заранее знать, сколько каналов у картинки (сейчас = 1),
#         # которую будем подавать в сеть, больше ничего
#         # про входящие картинки знать не нужно
#         self.conv1 = nn.Conv2d(in_channels=1, out_channels=6, kernel_size=5)
#         self.pool = nn.MaxPool2d(kernel_size=2, stride=2)
#         self.conv2 = nn.Conv2d(in_channels=6, out_channels=16, kernel_size=5)
#         self.fc1 = nn.Linear(4 * 4 * 16, 120)   # !!!
```

```
#         self.fc2 = nn.Linear(120, 84)
#         self.fc3 = nn.Linear(84, 10)

#     def forward(self, x):
#         x = self.pool(F.relu(self.conv1(x)))
#         x = self.pool(F.relu(self.conv2(x)))
#         # print(x.shape)
#         x = x.view(-1, 4 * 4 * 16)  # !!!
#         x = F.relu(self.fc1(x))
#         x = F.relu(self.fc2(x))
#         x = self.fc3(x)
#         return x
```

Важное примечание: Вы можете заметить, что в строчках с `#!!!` есть не очень понятное сходу число `4 * 4 * 16`. Это -- размерность тензора перед **FC**-слоями **(H x W x C)**, тут её приходиться высчитывать вручную (в **Keras**, например, `.Flatten()` всё делает за Вас). Однако есть один *лайфхак* -- просто сделайте в `forward()` `print(x.shape)` (закомментированная строка). Вы увидите размер `(batch_size, C, H, W)` -- нужно перемножить все, кроме первого **(batch_size)**, это и будет первая размерность `Linear()`, и именно в `C * H * W` нужно "развернуть" **x** перед подачей в `Linear()`.

То есть нужно будет запустить цикл с обучением первый раз с `print()` и сделать после него `break`, посчитать размер, вписать его в нужные места и стереть `print()` и `break`.

Код обучения слоя:

In [17]:

```
from tqdm import tqdm_notebook, tqdm
```

In [18]:

```
# # объявляем сеть
# net = SimpleConvNet()

# # выбираем функцию потерь
# loss_fn = torch.nn.CrossEntropyLoss()

# # выбираем алгоритм оптимизации и learning_rate
# learning_rate = 1e-4
# optimizer = torch.optim.Adam(net.parameters(), lr=learning_rate)

# # итерируемся
# for epoch in tqdm_notebook(range(3)):

#     running_loss = 0.0
#     for i, batch in enumerate(tqdm_notebook(trainloader)):
#         # так получаем текущий батч
#         X_batch, y_batch = batch
```

```
#         # обнуляем веса
#         optimizer.zero_grad()

#         # forward + backward + optimize
#         y_pred = net(X_batch)
#         loss = loss_fn(y_pred, y_batch)
#         loss.backward()
#         optimizer.step()

#         # выведем текущий loss
#         running_loss += loss.item()
#         # выведем качество каждые 2000 батчей
#         if i % 2000 == 1999:
#             print('[%d, %5d] loss: %.3f' %
#                   (epoch + 1, i + 1, running_loss / 2000))
#             running_loss = 0.0

# print('Обучение закончено')
```

Протестируем на всём тестовом датасете, используя метрику **accuracy_score:**

In [19]:

```
# class_correct = list(0. for i in range(10))
# class_total = list(0. for i in range(10))

# with torch.no_grad():
#     for data in testloader:
#         images, labels = data
#         y_pred = net(images)
#         _, predicted = torch.max(y_pred, 1)
#         c = (predicted == labels).squeeze()
#         for i in range(4):
#             label = labels[i]
#             class_correct[label] += c[i].item()
#             class_total[label] += 1

# for i in range(10):
#     print('Accuracy of %5s : %2d %%' % (
#         classes[i], 100 * class_correct[i] / class_total[i]))
```

Два свёрточных слоя победили многослойную нейросеть (из ноутбука с домашним заданием). Это показывает эффективность применения операции свёртки при работе с изображениями.

Протестируем эту нейросеть на отдельных картинках из тестового датасета: напишием функцию, которая принимает индекс картинки в тестовом датасете, отрисовывает её, потом запускает на ней модель (нейросеть) и выводит результат предсказания.

In [20]:

In [20]:

```
# i = np.random.randint(low=0, high=10000)

# def visualize_result(index):
#     image = testloader.dataset.test_data[index].numpy()
#     plt.imshow(image, cmap='gray')

#     y_pred = net(torch.Tensor(image).view(1, 1, 28, 28))
#     print(y_pred)
#     pred, predicted = torch.max(y_pred, 1)
#     print(pred)

#     #batch = testloader.dataset.test_data[index]
#     #print(batch[1])
#     #loss = loss_fn(y_pred, y_batch)

#     plt.title(f'Predicted: {predicted}')

# visualize_result(i)
```

Можете запускать ячейку выше много раз (нажимая **Ctrl+Enter**) и видеть, что предсказывает нейросеть в зависимости от поданной на вход картинки.

Полезные ссылки

1). *Примеры написания нейросетей на **PyTorch** (офийиальные туториалы) (на английском):*
https://pytorch.org/tutorials/beginner/pytorch_with_examples.html#examples
https://pytorch.org/tutorials/beginner/blitz/cifar10_tutorial.html

2). Курс Стэнфорда: **http://cs231n.github.io/**

3). Практически исчерпывающая информация по основам свёрточных нейросетей (из **cs231n**) (на английском):

http://cs231n.github.io/convolutional-networks/
http://cs231n.github.io/understanding-cnn/
http://cs231n.github.io/transfer-learning/

4). Видео о **Computer Vision** от **Andrej Karpathy:** **https://www.youtube.com/watch?v=u6aEYuemt0M**

In [22]:

```
def get_f_name(f):
```

```
  arr = str(f).split(' ')
  name = arr[1]
  if name == 'method':
    name = arr[2]
  return name #  + f'<{str(f)}>'
```

In [23]:

```
import pandas as pd
global_res = pd.DataFrame(columns=['channels1', 'channels2', 'channels3', 'kernel_size1', 'kernel_size2', 'kernel_size3', 'fc1', 'fc2', 'fc3', 'is_max_pool', 'activation', 'avg', 'max', 'min', 'ch_c', 'conv_c', 'fc_c'])
```

In [24]:

```
# device = torch.device("cuda:0" if torch.cuda.is_available() else "cpu")
device = torch.device("cpu")
print(str(device))
```

```
cpu
```

In [25]:

```
class SimpleConvNet_my(nn.Module):
    def __init__(self, channels1, channels2, kernel_size1, kernel_size2, fc1, fc2, is_max_pool = True, activation=F.relu):
        # вызов конструктора предка
        super(SimpleConvNet_my, self).__init__()
        # необходимо заранее знать, сколько каналов у картинки (сейчас = 1),
        # которую будем подавать в сеть, больше ничего
        # про входящие картинки знать не нужно
        self.channels1 = channels1
        self.channels2 = channels2
        self.kernel_size1 = kernel_size1
        self.kernel_size2 = kernel_size2
        self.fc1_c = fc1
        self.fc2_c = fc2
        self.is_max_pool = is_max_pool
        self.activation = activation

        self.conv1 = nn.Conv2d(in_channels=1, out_channels=channels1, kernel_size=kernel_size1)
        new_size = 28 - kernel_size1 + 1
        if is_max_pool:
          self.pool = nn.MaxPool2d(kernel_size=2, stride=2)
        else:
          self.pool = nn.AvgPool2d(kernel_size=2, stride=2)
        new_size = new_size // 2
        self.conv2 = nn.Conv2d(in_channels=channels1, out_channels=channels2, kernel_size=kernel_size2)
        new_size = new_size - kernel_size2 + 1
        new_size = new_size // 2

        self.fc1_size = new_size * new_size * channels2
```

```
        self.fc1 = nn.Linear(new_size * new_size * channels2, fc1)  # !!!
        self.fc2 = nn.Linear(fc1, fc2)
        self.fc3 = nn.Linear(fc2, 10)

    def forward(self, x):
        x = self.pool(self.activation(self.conv1(x)))
        #print(x.shape)
        x = self.pool(self.activation(self.conv2(x)))
        #print(x.shape)
        x = x.view(-1, self.fc1_size)  # !!!
        x = self.activation(self.fc1(x))
        x = self.activation(self.fc2(x))
        x = self.fc3(x)
        return x

    def train(self, learning_rate = 1e-4, num_epochs = 3):
        loss_fn = torch.nn.CrossEntropyLoss()
        optimizer = torch.optim.Adam(self.parameters(), lr=learning_rate)
        # итерируемся
        for epoch in tqdm_notebook(range(num_epochs)):
            running_loss = 0.0
            for i, batch in enumerate(tqdm_notebook(trainloader)):
                # так получаем текущий батч
                X_batch, y_batch = batch
                global device
                X_batch, y_batch = X_batch.to(device), y_batch.to(device)

                # обнуляем веса
                optimizer.zero_grad()

                # forward + backward + optimize
                y_pred = self(X_batch)
                loss = loss_fn(y_pred, y_batch)
                loss.backward()
                optimizer.step()

                # выведем текущий loss
                running_loss += loss.item()
                # выведем качество каждые 2000 батчей
                if i % 2000 == 1999:
                    print('[%d, %5d] loss: %.3f' %
                          (epoch + 1, i + 1, running_loss / 2000))
                    running_loss = 0.0

        print('fin')

    def validatee(self):
      class_correct = list(0. for i in range(10))
      class_total = list(0. for i in range(10))
```

```
    with torch.no_grad():
        for data in testloader:
            images, labels = data
            y_pred = self(images)
            _, predicted = torch.max(y_pred, 1)
            c = (predicted == labels).squeeze()
            for i in range(4):
                label = labels[i]
                class_correct[label] += c[i].item()
                class_total[label] += 1
    res = []
    for i in range(10):
        tmp = 100 * class_correct[i] / class_total[i]
        res.append(tmp)
        print('Accuracy of %2s : %2d %%' % (
            classes[i], tmp))

    class_correct_t = sum(class_correct)
    class_total_t = sum(class_total)

    rrr = (100. * class_correct_t / class_total_t)
    print('\nTotal accuracy AVG:', rrr)
    print(f'max={max(res)}; min={min(res)}')
    rezzz = [
            self.channels1,
            self.channels2,
            0,
            self.kernel_size1,
            self.kernel_size2,
            0,
            self.fc1_c,
            self.fc2_c,
            0,
            self.is_max_pool,
            get_f_name(self.activation),
            rrr,
            round(max(res), 2),
            round(min(res), 2),
            2,
            2,
            2
    ]
    global_res.loc[len(global_res)] = rezzz
```

In [26]:

```
functions = [F.relu, F.elu, torch.sigmoid, F.softsign, torch.tanh, F.hardshrink]
kernels = [[5, 5], [7, 3]]
fcs = [[120, 84], [200, 100]]
```

```
is_max_pools = [True, False]
```

In [27]:

```
def print_res(df):
    return df.sort_values(by=['avg'], ascending=False)
```

In [28]:

```
# for function in tqdm_notebook(functions):
#     for kernel in tqdm_notebook(kernels):
#         for fc in tqdm_notebook(fcs):
#             for is_max_pool in tqdm_notebook(is_max_pools):
#                 net = SimpleConvNet_my(6, 16, kernel[0], kernel[1], fc[0], fc[1], is_max_pool, function)
#                 net.to(device)
#                 net.train()
#                 net.validatee()
#                 print_res(global_res)
```

In [50]:

```
# global_res.to_csv('f6.csv', sep='\t', encoding='utf-8')
#
```

In [30]:

```
# global_res = pd.DataFrame(columns=['channels1', 'channels2', 'channels3', 'kernel_size1', 'kernel_size2', 'kernel_size3', 'fc1',
'fc2', 'fc3', 'is_max_pool', 'activation', 'avg', 'max', 'min', 'ch_c', 'conv_c', 'fc_c'])
```

In [51]:

```
# global_res = pd.read_csv('f6.csv', sep='\t', encoding='utf-8')
# del global_res['Unnamed: 0']
# global_res.insert(2, 'channels3', 0)
# global_res.insert(5, 'kernel_size3', 0)
# global_res.insert(8, 'fc3', 0)
# global_res['ch_c'] = 2
# global_res['conv_c'] = 2
# global_res['fc_c'] = 2
# print_res(global_res)
```

Out[51]:

	channels1	channels2	channels3	kernel_size1	kernel_size2	kernel_size3	fc1	fc2	fc3	is_max_pool	activation	avg	max	min	ch_c	conv_c	fc_c
10	6	16	0	5	5	0	200	100	0	True	elu	98.53	99.30	97.98	2	2	2
32	6	16	0	5	5	0	120	84	0	True	tanh	98.49	99.47	96.43	2	2	2
26	6	16	0	5	5	0	200	100	0	True	softsign	98.43	99.82	96.04	2	2	2

	channels1	channels2	channels3	kernel_size1	kernel_size2	kernel_size3	fc1	fc2	fc3	is_max_pool	activation	avg	max	min	ch_c	conv_c	fc_c
2	6	16	0	5	5	0	200	100	0	True	relu	98.29	99.82	96.33	2	2	2
12	6	16	0	7	3	0	120	84	0	True	elu	98.25	99.29	94.75	2	2	2
36	6	16	0	7	3	0	120	84	0	True	tanh	98.24	99.30	96.61	2	2	2
14	6	16	0	7	3	0	200	100	0	True	elu	98.21	99.08	95.64	2	2	2
24	6	16	0	5	5	0	120	84	0	True	softsign	98.17	99.03	96.63	2	2	2
0	6	16	0	5	5	0	120	84	0	True	relu	98.16	99.74	96.83	2	2	2
4	6	16	0	7	3	0	120	84	0	True	relu	98.12	99.03	96.83	2	2	2
38	6	16	0	7	3	0	200	100	0	True	tanh	98.08	99.38	97.03	2	2	2
11	6	16	0	5	5	0	200	100	0	False	elu	98.06	99.47	96.23	2	2	2
8	6	16	0	5	5	0	120	84	0	True	elu	98.01	99.74	95.59	2	2	2
30	6	16	0	7	3	0	200	100	0	True	softsign	97.91	99.30	95.91	2	2	2
3	6	16	0	5	5	0	200	100	0	False	relu	97.58	99.47	95.45	2	2	2
28	6	16	0	7	3	0	120	84	0	True	softsign	97.58	99.21	94.85	2	2	2
33	6	16	0	5	5	0	120	84	0	False	tanh	97.54	99.18	94.51	2	2	2
39	6	16	0	7	3	0	200	100	0	False	tanh	97.50	99.03	95.64	2	2	2
35	6	16	0	5	5	0	200	100	0	False	tanh	97.45	99.18	95.42	2	2	2
9	6	16	0	5	5	0	120	84	0	False	elu	97.42	98.94	94.95	2	2	2
7	6	16	0	7	3	0	200	100	0	False	relu	97.41	99.29	95.74	2	2	2
6	6	16	0	7	3	0	200	100	0	True	relu	97.26	99.82	91.27	2	2	2
25	6	16	0	5	5	0	120	84	0	False	softsign	97.25	98.85	94.85	2	2	2
13	6	16	0	7	3	0	120	84	0	False	elu	97.19	98.41	95.04	2	2	2
27	6	16	0	5	5	0	200	100	0	False	softsign	97.08	99.18	91.18	2	2	2
1	6	16	0	5	5	0	120	84	0	False	relu	97.06	99.08	94.40	2	2	2
37	6	16	0	7	3	0	120	84	0	False	tanh	96.90	99.03	94.70	2	2	2
15	6	16	0	7	3	0	200	100	0	False	elu	96.72	99.12	92.94	2	2	2
5	6	16	0	7	3	0	120	84	0	False	relu	96.65	99.30	93.38	2	2	2
29	6	16	0	7	3	0	120	84	0	False	softsign	96.57	98.16	93.95	2	2	2
31	6	16	0	7	3	0	200	100	0	False	softsign	96.24	99.03	92.17	2	2	2
20	6	16	0	7	3	0	120	84	0	True	sigmoid	94.28	97.45	90.81	2	2	2
18	6	16	0	5	5	0	200	100	0	True	sigmoid	94.16	98.78	89.80	2	2	2
16	6	16	0	5	5	0	120	84	0	True	sigmoid	93.58	98.27	89.00	2	2	2

	channels1	channels2	channels3	kernel_size1	kernel_size2	kernel_size3	fc1	fc2	fc3	is_max_pool	activation	avg	max	min	ch_c	conv_c	fc_c
22	6	16	0	7	3	0	200	100	0	True	sigmoid	93.15	97.86	88.71	2	2	2
19	6	16	0	5	5	0	200	100	0	False	sigmoid	91.86	98.27	85.33	2	2	2
17	6	16	0	5	5	0	120	84	0	False	sigmoid	91.60	97.44	85.31	2	2	2
23	6	16	0	7	3	0	200	100	0	False	sigmoid	91.43	98.06	84.08	2	2	2
21	6	16	0	7	3	0	120	84	0	False	sigmoid	90.75	97.76	83.86	2	2	2
40	6	16	0	5	5	0	120	84	0	True	hardshrink	11.35	100.00	0.00	2	2	2
41	6	16	0	5	5	0	120	84	0	False	hardshrink	11.35	100.00	0.00	2	2	2
42	6	16	0	5	5	0	200	100	0	True	hardshrink	11.35	100.00	0.00	2	2	2
43	6	16	0	5	5	0	200	100	0	False	hardshrink	11.35	100.00	0.00	2	2	2
44	6	16	0	7	3	0	120	84	0	True	hardshrink	11.35	100.00	0.00	2	2	2
45	6	16	0	7	3	0	120	84	0	False	hardshrink	11.35	100.00	0.00	2	2	2
46	6	16	0	7	3	0	200	100	0	True	hardshrink	11.35	100.00	0.00	2	2	2
47	6	16	0	7	3	0	200	100	0	False	hardshrink	11.35	100.00	0.00	2	2	2

In [47]:

```
# global_res.to_csv('f6+.csv', sep='\t', encoding='utf-8')
```

Вывод: лучше использовать **elu** или **tanh** с размером **fc [200, 100]** и макс пуллингом и размером ядер **[5, 5]**

In [53]:

```
class SimpleConvNet_my_3_conv(nn.Module):
    def __init__(self, channels1, channels2, channels3, kernel_size1, kernel_size2, kernel_size3, fc1, fc2, is_max_pool = True, a
ctivation=F.relu):
        # вызов конструктора предка
        super(SimpleConvNet_my_3_conv, self).__init__()
        # необходмо заранее знать, сколько каналов у картинки (сейчас = 1),
        # которую будем подавать в сеть, больше ничего
        # про входящие картинки знать не нужно
        self.channels1 = channels1
        self.channels2 = channels2
        self.channels3 = channels3
        self.kernel_size1 = kernel_size1
        self.kernel_size2 = kernel_size2
        self.kernel_size3 = kernel_size3
        self.fc1_c = fc1
        self.fc2_c = fc2
        self.is_max_pool = is_max_pool
        self.activation = activation
```

```
        self.conv1 = nn.Conv2d(in_channels=1, out_channels=channels1, kernel_size=kernel_size1)
        new_size = 28 - kernel_size1 + 1

        if is_max_pool:
          self.pool = nn.MaxPool2d(kernel_size=2, stride=2)
        else:
          self.pool = nn.AvgPool2d(kernel_size=2, stride=2)

        new_size = new_size // 2
        self.conv2 = nn.Conv2d(in_channels=channels1, out_channels=channels2, kernel_size=kernel_size2)
        new_size = new_size - kernel_size2 + 1
        new_size = new_size // 2

        self.conv3 = nn.Conv2d(in_channels=channels2, out_channels=channels3, kernel_size=kernel_size3)
        new_size = new_size - kernel_size3 + 1
        #new_size = new_size // 2
        #print(new_size)
        self.fc1_size = new_size * new_size * channels3

        self.fc1 = nn.Linear(new_size * new_size * channels3, fc1)  # !!!
        self.fc2 = nn.Linear(fc1, fc2)
        self.fc3 = nn.Linear(fc2, 10)

    def forward(self, x):
        x = self.pool(self.activation(self.conv1(x)))
        #print(x.shape)
        x = self.pool(self.activation(self.conv2(x)))
        #print(x.shape)
        x = self.activation(self.conv3(x))         #x = self.pool(F.relu(self.conv3(x)))
        #print(x.shape)
        x = x.view(-1, self.fc1_size)  # !!!
        x = self.activation(self.fc1(x))
        x = self.activation(self.fc2(x))
        x = self.fc3(x)
        return x

    def train(self, learning_rate = 1e-4, num_epochs = 3):
        loss_fn = torch.nn.CrossEntropyLoss()
        optimizer = torch.optim.Adam(self.parameters(), lr=learning_rate)
        # итерируемся
        for epoch in tqdm_notebook(range(num_epochs)):
            running_loss = 0.0
            for i, batch in enumerate(tqdm_notebook(trainloader)):
                # так получаем текущий батч
                X_batch, y_batch = batch
                global device
                X_batch, y_batch = X_batch.to(device), y_batch.to(device)

                # обнуляем веса
                optimizer.zero_grad()
```

```
                # forward + backward + optimize
                y_pred = self(X_batch)
                loss = loss_fn(y_pred, y_batch)
                loss.backward()
                optimizer.step()

                # выведем текущий loss
                running_loss += loss.item()
                # выведем качество каждые 2000 батчей
                if i % 2000 == 1999:
                    print('[%d, %5d] loss: %.3f' %
                          (epoch + 1, i + 1, running_loss / 2000))
                    running_loss = 0.0

        print('fin')

    def validatee(self):
      class_correct = list(0. for i in range(10))
      class_total = list(0. for i in range(10))

      with torch.no_grad():
          for data in testloader:
              images, labels = data
              y_pred = self(images)
              _, predicted = torch.max(y_pred, 1)
              c = (predicted == labels).squeeze()
              for i in range(4):
                  label = labels[i]
                  class_correct[label] += c[i].item()
                  class_total[label] += 1
      res = []
      for i in range(10):
          tmp = 100 * class_correct[i] / class_total[i]
          res.append(tmp)
          print('Accuracy of %2s : %2d %%' % (
              classes[i], tmp))

      class_correct_t = sum(class_correct)
      class_total_t = sum(class_total)

      rrr = (100. * class_correct_t / class_total_t)
      print('\nTotal accuracy AVG:', rrr)
      print(f'max={max(res)}; min={min(res)}')
      rezzz = [
              self.channels1,
              self.channels2,
              self.channels3,
              self.kernel_size1,
              self.kernel_size2,
```

```
            self.kernel_size3,
            self.fc1_c,
            self.fc2_c,
            0,
            self.is_max_pool,
            get_f_name(self.activation),
            rrr,
            round(max(res), 2),
            round(min(res), 2),
            3,
            3,
            2
    ]
    global_res.loc[len(global_res)] = rezzz
```

In [52]:

```
# functions = [F.relu, F.elu, torch.sigmoid, F.softsign, torch.tanh, F.hardshrink]
functions = [F.elu, torch.tanh]
kernels = [[3, 3, 5]]
fcs = [[120, 84], [200, 100]]
is_max_pools = [True]
```

In [54]:

```
for function in tqdm_notebook(functions):
    for kernel in tqdm_notebook(kernels):
        for fc in tqdm_notebook(fcs):
            for is_max_pool in tqdm_notebook(is_max_pools):
                net = SimpleConvNet_my_3_conv(6, 16, 30, kernel[0], kernel[1], kernel[2], fc[0], fc[1], is_max_pool, function)
                net.to(device)
                net.train()
                net.validatee()
                print_res(global_res)
```

```
C:\Users\KOSHI8~1\AppData\Local\Temp/ipykernel_4768/3317418457.py:1: TqdmDeprecationWarning: This function will be removed in tqdm=
=5.0.0
Please use `tqdm.notebook.tqdm` instead of `tqdm.tqdm_notebook`
  for function in tqdm_notebook(functions):
```

```
C:\Users\KOSHI8~1\AppData\Local\Temp/ipykernel_4768/3317418457.py:2: TqdmDeprecationWarning: This function will be removed in tqdm=
=5.0.0
Please use `tqdm.notebook.tqdm` instead of `tqdm.tqdm_notebook`
  for kernel in tqdm_notebook(kernels):
```

```
C:\Users\KOSHI8~1\AppData\Local\Temp/ipykernel_4768/3317418457.py:3: TqdmDeprecationWarning: This function will be removed in tqdm=
=5.0.0
Please use `tqdm.notebook.tqdm` instead of `tqdm.tqdm_notebook`
  for fc in tqdm_notebook(fcs):
```

```
C:\Users\KOSHI8~1\AppData\Local\Temp/ipykernel_4768/3317418457.py:4: TqdmDeprecationWarning: This function will be removed in tqdm=
=5.0.0
Please use `tqdm.notebook.tqdm` instead of `tqdm.tqdm_notebook`
  for is_max_pool in tqdm_notebook(is_max_pools):
```

```
C:\Users\KOSHI8~1\AppData\Local\Temp/ipykernel_4768/2264763836.py:59: TqdmDeprecationWarning: This function will be removed in tqdm
==5.0.0
Please use `tqdm.notebook.tqdm` instead of `tqdm.tqdm_notebook`
  for epoch in tqdm_notebook(range(num_epochs)):
```

```
C:\Users\KOSHI8~1\AppData\Local\Temp/ipykernel_4768/2264763836.py:61: TqdmDeprecationWarning: This function will be removed in tqdm
==5.0.0
Please use `tqdm.notebook.tqdm` instead of `tqdm.tqdm_notebook`
  for i, batch in enumerate(tqdm_notebook(trainloader)):
```

```
[1,  2000] loss: 1.005
[1,  4000] loss: 0.377
[1,  6000] loss: 0.307
[1,  8000] loss: 0.238
[1, 10000] loss: 0.227
[1, 12000] loss: 0.194
[1, 14000] loss: 0.175

[2,  2000] loss: 0.145
[2,  4000] loss: 0.137
[2,  6000] loss: 0.120
[2,  8000] loss: 0.114
[2, 10000] loss: 0.115
[2, 12000] loss: 0.107
[2, 14000] loss: 0.101

[3,  2000] loss: 0.088
[3,  4000] loss: 0.088
[3,  6000] loss: 0.084
[3,  8000] loss: 0.091
[3, 10000] loss: 0.085
[3, 12000] loss: 0.079
[3, 14000] loss: 0.080
fin
Accuracy of  0 : 99 %
Accuracy of  1 : 99 %
Accuracy of  2 : 96 %
Accuracy of  3 : 98 %
Accuracy of  4 : 96 %
Accuracy of  5 : 98 %
Accuracy of  6 : 94 %
Accuracy of  7 : 97 %
```

```
Accuracy of  8 : 98 %
Accuracy of  9 : 96 %

Total accuracy AVG: 97.56
max=99.55947136563877; min=94.57202505219206



[1,  2000] loss: 0.959
[1,  4000] loss: 0.324
[1,  6000] loss: 0.249
[1,  8000] loss: 0.203
[1, 10000] loss: 0.180
[1, 12000] loss: 0.147
[1, 14000] loss: 0.133

[2,  2000] loss: 0.126
[2,  4000] loss: 0.108
[2,  6000] loss: 0.101
[2,  8000] loss: 0.096
[2, 10000] loss: 0.098
[2, 12000] loss: 0.092
[2, 14000] loss: 0.089

[3,  2000] loss: 0.087
[3,  4000] loss: 0.082
[3,  6000] loss: 0.079
[3,  8000] loss: 0.076
[3, 10000] loss: 0.071
[3, 12000] loss: 0.077
[3, 14000] loss: 0.066
fin
Accuracy of  0 : 99 %
Accuracy of  1 : 99 %
Accuracy of  2 : 98 %
Accuracy of  3 : 97 %
Accuracy of  4 : 97 %
Accuracy of  5 : 97 %
Accuracy of  6 : 97 %
Accuracy of  7 : 97 %
Accuracy of  8 : 99 %
Accuracy of  9 : 95 %

Total accuracy AVG: 97.83
max=99.47136563876651; min=95.24281466798811




[1,  2000] loss: 1.136
```

```
[1,  4000] loss: 0.425
[1,  6000] loss: 0.301
[1,  8000] loss: 0.240
[1, 10000] loss: 0.200
[1, 12000] loss: 0.188
[1, 14000] loss: 0.162


[2,  2000] loss: 0.147
[2,  4000] loss: 0.127
[2,  6000] loss: 0.121
[2,  8000] loss: 0.121
[2, 10000] loss: 0.102
[2, 12000] loss: 0.094
[2, 14000] loss: 0.099


[3,  2000] loss: 0.094
[3,  4000] loss: 0.093
[3,  6000] loss: 0.091
[3,  8000] loss: 0.089
[3, 10000] loss: 0.076
[3, 12000] loss: 0.076
[3, 14000] loss: 0.079
fin
Accuracy of  0 : 98 %
Accuracy of  1 : 99 %
Accuracy of  2 : 98 %
Accuracy of  3 : 98 %
Accuracy of  4 : 97 %
Accuracy of  5 : 97 %
Accuracy of  6 : 98 %
Accuracy of  7 : 97 %
Accuracy of  8 : 96 %
Accuracy of  9 : 95 %

Total accuracy AVG: 97.86
max=99.20704845814979; min=95.93657086223985



[1,  2000] loss: 1.159
[1,  4000] loss: 0.428
[1,  6000] loss: 0.281
[1,  8000] loss: 0.238
[1, 10000] loss: 0.197
[1, 12000] loss: 0.184
[1, 14000] loss: 0.164


[2,  2000] loss: 0.133
[2,  4000] loss: 0.140
```

```
[2,  6000] loss: 0.121
[2,  8000] loss: 0.127
[2, 10000] loss: 0.097
[2, 12000] loss: 0.095
[2, 14000] loss: 0.109


[3,  2000] loss: 0.091
[3,  4000] loss: 0.085
[3,  6000] loss: 0.087
[3,  8000] loss: 0.086
[3, 10000] loss: 0.075
[3, 12000] loss: 0.086
[3, 14000] loss: 0.078
fin
Accuracy of  0 : 99 %
Accuracy of  1 : 99 %
Accuracy of  2 : 97 %
Accuracy of  3 : 98 %
Accuracy of  4 : 97 %
Accuracy of  5 : 97 %
Accuracy of  6 : 96 %
Accuracy of  7 : 97 %
Accuracy of  8 : 97 %
Accuracy of  9 : 97 %

Total accuracy AVG: 98.06
max=99.38325991189427; min=96.97286012526096
```

In [55]:

```
print_res(global_res)
```

Out[55]:

	channels1	channels2	channels3	kernel_size1	kernel_size2	kernel_size3	fc1	fc2	fc3	is_max_pool	activation	avg	max	min	ch_c	conv_c	fc_c
10	6	16	0	5	5	0	200	100	0	True	elu	98.53	99.30	97.98	2	2	2
32	6	16	0	5	5	0	120	84	0	True	tanh	98.49	99.47	96.43	2	2	2
26	6	16	0	5	5	0	200	100	0	True	softsign	98.43	99.82	96.04	2	2	2
34	6	16	0	5	5	0	200	100	0	True	tanh	98.32	98.94	96.73	2	2	2
2	6	16	0	5	5	0	200	100	0	True	relu	98.29	99.82	96.33	2	2	2
12	6	16	0	7	3	0	120	84	0	True	elu	98.25	99.29	94.75	2	2	2
36	6	16	0	7	3	0	120	84	0	True	tanh	98.24	99.30	96.61	2	2	2
14	6	16	0	7	3	0	200	100	0	True	elu	98.21	99.08	95.64	2	2	2
24	6	16	0	5	5	0	120	84	0	True	softsign	98.17	99.03	96.63	2	2	2

	channels1	channels2	channels3	kernel_size1	kernel_size2	kernel_size3	fc1	fc2	fc3	is_max_pool	activation	avg	max	min	ch_c	conv_c	fc_c
0	6	16	0	5	5	0	120	84	0	True	relu	[illegible]	99.74	[illegible]	2	2	2
4	6	16	0	7	3	0	120	84	0	True	relu	98.12	99.03	96.83	2	2	2
38	6	16	0	7	3	0	200	100	0	True	tanh	98.08	99.38	97.03	2	2	2
51	6	16	30	3	3	5	200	100	0	True	tanh	98.06	99.38	96.97	3	3	2
11	6	16	0	5	5	0	200	100	0	False	elu	98.06	99.47	96.23	2	2	2
8	6	16	0	5	5	0	120	84	0	True	elu	98.01	99.74	95.59	2	2	2
30	6	16	0	7	3	0	200	100	0	True	softsign	97.91	99.30	95.91	2	2	2
50	6	16	30	3	3	5	120	84	0	True	tanh	97.86	99.21	95.94	3	3	2
49	6	16	30	3	3	5	200	100	0	True	elu	97.83	99.47	95.24	3	3	2
28	6	16	0	7	3	0	120	84	0	True	softsign	97.58	99.21	94.85	2	2	2
3	6	16	0	5	5	0	200	100	0	False	relu	97.58	99.47	95.45	2	2	2
48	6	16	30	3	3	5	120	84	0	True	elu	97.56	99.56	94.57	3	3	2
33	6	16	0	5	5	0	120	84	0	False	tanh	97.54	99.18	94.51	2	2	2
39	6	16	0	7	3	0	200	100	0	False	tanh	97.50	99.03	95.64	2	2	2
35	6	16	0	5	5	0	200	100	0	False	tanh	97.45	99.18	95.42	2	2	2
9	6	16	0	5	5	0	120	84	0	False	elu	97.42	98.94	94.95	2	2	2
7	6	16	0	7	3	0	200	100	0	False	relu	97.41	99.29	95.74	2	2	2
6	6	16	0	7	3	0	200	100	0	True	relu	97.26	99.82	91.27	2	2	2
25	6	16	0	5	5	0	120	84	0	False	softsign	97.25	98.85	94.85	2	2	2
13	6	16	0	7	3	0	120	84	0	False	elu	97.19	98.41	95.04	2	2	2
27	6	16	0	5	5	0	200	100	0	False	softsign	97.08	99.18	91.18	2	2	2
1	6	16	0	5	5	0	120	84	0	False	relu	97.06	99.08	94.40	2	2	2
37	6	16	0	7	3	0	120	84	0	False	tanh	96.90	99.03	94.70	2	2	2
15	6	16	0	7	3	0	200	100	0	False	elu	96.72	99.12	92.94	2	2	2
5	6	16	0	7	3	0	120	84	0	False	relu	96.65	99.30	93.38	2	2	2
29	6	16	0	7	3	0	120	84	0	False	softsign	96.57	98.16	93.95	2	2	2
31	6	16	0	7	3	0	200	100	0	False	softsign	96.24	99.03	92.17	2	2	2
20	6	16	0	7	3	0	120	84	0	True	sigmoid	94.28	97.45	90.81	2	2	2
18	6	16	0	5	5	0	200	100	0	True	sigmoid	94.16	98.78	89.80	2	2	2
16	6	16	0	5	5	0	120	84	0	True	sigmoid	93.58	98.27	89.00	2	2	2
22	6	16	0	7	3	0	200	100	0	True	sigmoid	93.15	97.86	88.71	2	2	2
19	6	16	0	5	5	0	200	100	0	False	sigmoid	91.86	98.27	85.33	2	2	2

	channels1	channels2	channels3	kernel_size1	kernel_size2	kernel_size3	fc1	fc2	fc3	is_max_pool	activation	avg	max	min	ch_c	conv_c	fc_c
19	6	16	0	5	5	0	200	100	0	False	sigmoid	91.86	98.27	85.33	2	2	2
17	6	16	0	5	5	0	120	84	0	False	sigmoid	91.60	97.44	85.31	2	2	2
23	6	16	0	7	3	0	200	100	0	False	sigmoid	91.43	98.06	84.08	2	2	2
21	6	16	0	7	3	0	120	84	0	False	sigmoid	90.75	97.76	83.86	2	2	2
40	6	16	0	5	5	0	120	84	0	True	hardshrink	11.35	100.00	0.00	2	2	2
41	6	16	0	5	5	0	120	84	0	False	hardshrink	11.35	100.00	0.00	2	2	2
42	6	16	0	5	5	0	200	100	0	True	hardshrink	11.35	100.00	0.00	2	2	2
43	6	16	0	5	5	0	200	100	0	False	hardshrink	11.35	100.00	0.00	2	2	2
44	6	16	0	7	3	0	120	84	0	True	hardshrink	11.35	100.00	0.00	2	2	2
45	6	16	0	7	3	0	120	84	0	False	hardshrink	11.35	100.00	0.00	2	2	2
46	6	16	0	7	3	0	200	100	0	True	hardshrink	11.35	100.00	0.00	2	2	2
47	6	16	0	7	3	0	200	100	0	False	hardshrink	11.35	100.00	0.00	2	2	2

In [56]:

```
# global_res.to_csv('f3-3-2.csv', sep='\t', encoding='utf-8')
```

In [ ]:

```
# global_res = pd.read_csv('f3-3-2.csv', sep='\t', encoding='utf-8')
```

In [63]:

```
class SimpleConvNet_my_3_fc(nn.Module):
    def __init__(self, channels1, channels2, kernel_size1, kernel_size2, fc1, fc2, fc3, is_max_pool = True, activation=F.relu):
        # вызов конструктора предка
        super(SimpleConvNet_my_3_fc, self).__init__()
        # необходмо заранее знать, сколько каналов у картинки (сейчас = 1),
        # которую будем подавать в сеть, больше ничего
        # про входящие картинки знать не нужно
        self.channels1 = channels1
        self.channels2 = channels2
        self.kernel_size1 = kernel_size1
        self.kernel_size2 = kernel_size2
        self.fc1_c = fc1
        self.fc2_c = fc2
        self.fc3_c = fc3
        self.is_max_pool = is_max_pool
        self.activation = activation

        self.conv1 = nn.Conv2d(in_channels=1, out_channels=channels1, kernel_size=kernel_size1)
        new_size = 28 - kernel_size1 + 1
        if is_max_pool:
```

```
          self.pool = nn.MaxPool2d(kernel_size=2, stride=2)
        else:
          self.pool = nn.AvgPool2d(kernel_size=2, stride=2)
        new_size = new_size // 2
        self.conv2 = nn.Conv2d(in_channels=channels1, out_channels=channels2, kernel_size=kernel_size2)
        new_size = new_size - kernel_size2 + 1
        new_size = new_size // 2

        self.fc1_size = new_size * new_size * channels2

        self.fc1 = nn.Linear(new_size * new_size * channels2, fc1)  # !!!
        self.fc2 = nn.Linear(fc1, fc2)
        self.fc3 = nn.Linear(fc2, fc3)
        self.fc4 = nn.Linear(fc3, 10)

    def forward(self, x):
        x = self.pool(self.activation(self.conv1(x)))
        #print(x.shape)
        x = self.pool(self.activation(self.conv2(x)))
        #print(x.shape)
        x = x.view(-1, self.fc1_size)  # !!!
        x = self.activation(self.fc1(x))
        x = self.activation(self.fc2(x))
        x = self.activation(self.fc3(x))
        x = self.fc4(x)
        return x

    def train(self, learning_rate = 1e-4, num_epochs = 3):
        loss_fn = torch.nn.CrossEntropyLoss()
        optimizer = torch.optim.Adam(self.parameters(), lr=learning_rate)
        # итерируемся
        for epoch in tqdm_notebook(range(num_epochs)):
            running_loss = 0.0
            for i, batch in enumerate(tqdm_notebook(trainloader)):
                # так получаем текущий батч
                X_batch, y_batch = batch
                global device
                X_batch, y_batch = X_batch.to(device), y_batch.to(device)

                # обнуляем веса
                optimizer.zero_grad()

                # forward + backward + optimize
                y_pred = self(X_batch)
                loss = loss_fn(y_pred, y_batch)
                loss.backward()
                optimizer.step()

                # выведем текущий loss
                running_loss += loss.item()
```

```
                # выведем качество каждые 2000 батчей
                if i % 2000 == 1999:
                    print('[%d, %5d] loss: %.3f' %
                          (epoch + 1, i + 1, running_loss / 2000))
                    running_loss = 0.0

        print('fin')

    def validatee(self):
      class_correct = list(0. for i in range(10))
      class_total = list(0. for i in range(10))

      with torch.no_grad():
          for data in testloader:
              images, labels = data
              y_pred = self(images)
              _, predicted = torch.max(y_pred, 1)
              c = (predicted == labels).squeeze()
              for i in range(4):
                  label = labels[i]
                  class_correct[label] += c[i].item()
                  class_total[label] += 1
      res = []
      for i in range(10):
          tmp = 100 * class_correct[i] / class_total[i]
          res.append(tmp)
          print('Accuracy of %2s : %2d %%' % (
              classes[i], tmp))

      class_correct_t = sum(class_correct)
      class_total_t = sum(class_total)

      rrr = (100. * class_correct_t / class_total_t)
      print('\nTotal accuracy AVG:', rrr)
      print(f'max={max(res)}; min={min(res)}')
      rezzz = [
              self.channels1,
              self.channels2,
              0,
              self.kernel_size1,
              self.kernel_size2,
              0,
              self.fc1_c,
              self.fc2_c,
              self.fc3_c,
              self.is_max_pool,
              get_f_name(self.activation),
              rrr,
              round(max(res), 2),
              round(min(res), 2),
```

```
            2,
            2,
            3
        ]
        global_res.loc[len(global_res)] = rezzz
```

In [58]:

```
# functions = [F.relu, F.elu, torch.sigmoid, F.softsign, torch.tanh, F.hardshrink]
functions = [F.elu, torch.tanh]
kernels = [[3, 3], [5, 5]]
fcs = [[128, 64, 32], [256, 128, 64]]
is_max_pools = [True]
```

In [65]:

```
for function in tqdm_notebook(functions):
    for kernel in tqdm_notebook(kernels):
        for fc in tqdm_notebook(fcs):
            for is_max_pool in tqdm_notebook(is_max_pools):
                net = SimpleConvNet_my_3_fc(6, 16, kernel[0], kernel[1], fc[0], fc[1], fc[2], is_max_pool, function)
                net.to(device)
                net.train()
                net.validatee()
                print_res(global_res)
```

```
C:\Users\KOSHI8~1\AppData\Local\Temp/ipykernel_4768/1410717438.py:1: TqdmDeprecationWarning: This function will be removed in tqdm=
=5.0.0
Please use `tqdm.notebook.tqdm` instead of `tqdm.tqdm_notebook`
  for function in tqdm_notebook(functions):
```

```
C:\Users\KOSHI8~1\AppData\Local\Temp/ipykernel_4768/1410717438.py:2: TqdmDeprecationWarning: This function will be removed in tqdm=
=5.0.0
Please use `tqdm.notebook.tqdm` instead of `tqdm.tqdm_notebook`
  for kernel in tqdm_notebook(kernels):
```

```
C:\Users\KOSHI8~1\AppData\Local\Temp/ipykernel_4768/1410717438.py:3: TqdmDeprecationWarning: This function will be removed in tqdm=
=5.0.0
Please use `tqdm.notebook.tqdm` instead of `tqdm.tqdm_notebook`
  for fc in tqdm_notebook(fcs):
```

```
C:\Users\KOSHI8~1\AppData\Local\Temp/ipykernel_4768/1410717438.py:4: TqdmDeprecationWarning: This function will be removed in tqdm=
=5.0.0
Please use `tqdm.notebook.tqdm` instead of `tqdm.tqdm_notebook`
  for is_max_pool in tqdm_notebook(is_max_pools):
```

```
C:\Users\KOSHI8~1\AppData\Local\Temp/ipykernel_4768/2870665598.py:52: TqdmDeprecationWarning: This function will be removed in tqdm
==5.0.0
```

```
Please use `tqdm.notebook.tqdm` instead of `tqdm.tqdm_notebook`
  for epoch in tqdm_notebook(range(num_epochs)):
```

```
C:\Users\KOSHI8~1\AppData\Local\Temp/ipykernel_4768/2870665598.py:54: TqdmDeprecationWarning: This function will be removed in tqdm
==5.0.0
Please use `tqdm.notebook.tqdm` instead of `tqdm.tqdm_notebook`
  for i, batch in enumerate(tqdm_notebook(trainloader)):
```

```
[1,  2000] loss: 0.993
[1,  4000] loss: 0.402
[1,  6000] loss: 0.308
[1,  8000] loss: 0.247
[1, 10000] loss: 0.225
[1, 12000] loss: 0.197
[1, 14000] loss: 0.187


[2,  2000] loss: 0.144
[2,  4000] loss: 0.129
[2,  6000] loss: 0.129
[2,  8000] loss: 0.100
[2, 10000] loss: 0.106
[2, 12000] loss: 0.107
[2, 14000] loss: 0.105


[3,  2000] loss: 0.086
[3,  4000] loss: 0.089
[3,  6000] loss: 0.080
[3,  8000] loss: 0.075
[3, 10000] loss: 0.079
[3, 12000] loss: 0.064
[3, 14000] loss: 0.078
fin
Accuracy of  0 : 99 %
Accuracy of  1 : 98 %
Accuracy of  2 : 96 %
Accuracy of  3 : 98 %
Accuracy of  4 : 98 %
Accuracy of  5 : 98 %
Accuracy of  6 : 98 %
Accuracy of  7 : 96 %
Accuracy of  8 : 97 %
Accuracy of  9 : 96 %

Total accuracy AVG: 98.01
max=99.08163265306122; min=96.82854311199208
```

```
[1,  2000] loss: 0.889
```

```
[1,  4000] loss: 0.350
[1,  6000] loss: 0.283
[1,  8000] loss: 0.229
[1, 10000] loss: 0.181
[1, 12000] loss: 0.156
[1, 14000] loss: 0.144

[2,  2000] loss: 0.109
[2,  4000] loss: 0.106
[2,  6000] loss: 0.095
[2,  8000] loss: 0.098
[2, 10000] loss: 0.089
[2, 12000] loss: 0.094
[2, 14000] loss: 0.089

[3,  2000] loss: 0.074
[3,  4000] loss: 0.073
[3,  6000] loss: 0.069
[3,  8000] loss: 0.068
[3, 10000] loss: 0.063
[3, 12000] loss: 0.072
[3, 14000] loss: 0.064
fin
Accuracy of  0 : 98 %
Accuracy of  1 : 99 %
Accuracy of  2 : 98 %
Accuracy of  3 : 98 %
Accuracy of  4 : 98 %
Accuracy of  5 : 95 %
Accuracy of  6 : 98 %
Accuracy of  7 : 98 %
Accuracy of  8 : 98 %
Accuracy of  9 : 97 %

Total accuracy AVG: 98.28
max=99.29515418502203; min=95.85201793721973



[1,  2000] loss: 1.011
[1,  4000] loss: 0.401
[1,  6000] loss: 0.321
[1,  8000] loss: 0.261
[1, 10000] loss: 0.238
[1, 12000] loss: 0.198
[1, 14000] loss: 0.182

[2,  2000] loss: 0.142
[2,  4000] loss: 0.136
```

```
[2,  6000] loss: 0.130
[2,  8000] loss: 0.117
[2, 10000] loss: 0.113
[2, 12000] loss: 0.094
[2, 14000] loss: 0.092

[3,  2000] loss: 0.077
[3,  4000] loss: 0.087
[3,  6000] loss: 0.084
[3,  8000] loss: 0.078
[3, 10000] loss: 0.076
[3, 12000] loss: 0.071
[3, 14000] loss: 0.078
fin
Accuracy of  0 : 98 %
Accuracy of  1 : 99 %
Accuracy of  2 : 98 %
Accuracy of  3 : 97 %
Accuracy of  4 : 99 %
Accuracy of  5 : 97 %
Accuracy of  6 : 99 %
Accuracy of  7 : 97 %
Accuracy of  8 : 95 %
Accuracy of  9 : 94 %

Total accuracy AVG: 97.88
max=99.59266802443992; min=94.05351833498513



[1,  2000] loss: 0.750
[1,  4000] loss: 0.265
[1,  6000] loss: 0.191
[1,  8000] loss: 0.174
[1, 10000] loss: 0.134
[1, 12000] loss: 0.129
[1, 14000] loss: 0.111

[2,  2000] loss: 0.086
[2,  4000] loss: 0.095
[2,  6000] loss: 0.085
[2,  8000] loss: 0.086
[2, 10000] loss: 0.080
[2, 12000] loss: 0.075
[2, 14000] loss: 0.075

[3,  2000] loss: 0.060
[3,  4000] loss: 0.058
[3,  6000] loss: 0.069
```

```
[3,  8000] loss: 0.064
[3, 10000] loss: 0.063
[3, 12000] loss: 0.058
[3, 14000] loss: 0.052
fin
Accuracy of  0 : 99 %
Accuracy of  1 : 99 %
Accuracy of  2 : 98 %
Accuracy of  3 : 98 %
Accuracy of  4 : 97 %
Accuracy of  5 : 97 %
Accuracy of  6 : 99 %
Accuracy of  7 : 97 %
Accuracy of  8 : 98 %
Accuracy of  9 : 96 %

Total accuracy AVG: 98.35
max=99.29515418502203; min=96.72943508424183
```

```
[1,  2000] loss: 1.267
[1,  4000] loss: 0.504
[1,  6000] loss: 0.302
[1,  8000] loss: 0.219
[1, 10000] loss: 0.183
[1, 12000] loss: 0.165
[1, 14000] loss: 0.154

[2,  2000] loss: 0.124
[2,  4000] loss: 0.115
[2,  6000] loss: 0.101
[2,  8000] loss: 0.106
[2, 10000] loss: 0.095
[2, 12000] loss: 0.096
[2, 14000] loss: 0.083

[3,  2000] loss: 0.081
[3,  4000] loss: 0.074
[3,  6000] loss: 0.078
[3,  8000] loss: 0.079
[3, 10000] loss: 0.057
[3, 12000] loss: 0.070
[3, 14000] loss: 0.064
fin
Accuracy of  0 : 99 %
Accuracy of  1 : 99 %
Accuracy of  2 : 98 %
Accuracy of  3 : 98 %
```

```
Accuracy of  4 : 98 %
Accuracy of  5 : 97 %
Accuracy of  6 : 97 %
Accuracy of  7 : 98 %
Accuracy of  8 : 98 %
Accuracy of  9 : 96 %

Total accuracy AVG: 98.33
max=99.55947136563877; min=96.63032705649158



[1,  2000] loss: 0.952
[1,  4000] loss: 0.361
[1,  6000] loss: 0.248
[1,  8000] loss: 0.205
[1, 10000] loss: 0.180
[1, 12000] loss: 0.164
[1, 14000] loss: 0.148

[2,  2000] loss: 0.114
[2,  4000] loss: 0.118
[2,  6000] loss: 0.104
[2,  8000] loss: 0.106
[2, 10000] loss: 0.099
[2, 12000] loss: 0.097
[2, 14000] loss: 0.090

[3,  2000] loss: 0.077
[3,  4000] loss: 0.083
[3,  6000] loss: 0.078
[3,  8000] loss: 0.071
[3, 10000] loss: 0.073
[3, 12000] loss: 0.068
[3, 14000] loss: 0.071
fin
Accuracy of  0 : 98 %
Accuracy of  1 : 98 %
Accuracy of  2 : 96 %
Accuracy of  3 : 97 %
Accuracy of  4 : 98 %
Accuracy of  5 : 98 %
Accuracy of  6 : 98 %
Accuracy of  7 : 97 %
Accuracy of  8 : 98 %
Accuracy of  9 : 96 %

Total accuracy AVG: 97.99
max=98.94273127753304; min=96.53121902874133
```

```
[1,  2000] loss: 1.318
[1,  4000] loss: 0.603
[1,  6000] loss: 0.403
[1,  8000] loss: 0.288
[1, 10000] loss: 0.239
[1, 12000] loss: 0.196
[1, 14000] loss: 0.173

[2,  2000] loss: 0.129
[2,  4000] loss: 0.135
[2,  6000] loss: 0.121
[2,  8000] loss: 0.104
[2, 10000] loss: 0.111
[2, 12000] loss: 0.100
[2, 14000] loss: 0.088

[3,  2000] loss: 0.089
[3,  4000] loss: 0.077
[3,  6000] loss: 0.078
[3,  8000] loss: 0.070
[3, 10000] loss: 0.071
[3, 12000] loss: 0.066
[3, 14000] loss: 0.069
fin
Accuracy of  0 : 98 %
Accuracy of  1 : 99 %
Accuracy of  2 : 98 %
Accuracy of  3 : 98 %
Accuracy of  4 : 97 %
Accuracy of  5 : 98 %
Accuracy of  6 : 98 %
Accuracy of  7 : 98 %
Accuracy of  8 : 98 %
Accuracy of  9 : 96 %

Total accuracy AVG: 98.17
max=99.11894273127753; min=96.13478691774034


[1,  2000] loss: 0.935
[1,  4000] loss: 0.338
[1,  6000] loss: 0.243
[1,  8000] loss: 0.197
[1, 10000] loss: 0.165
[1, 12000] loss: 0.154
[1, 14000] loss: 0.135
```

```
[2,  2000] loss: 0.113
[2,  4000] loss: 0.110
[2,  6000] loss: 0.107
[2,  8000] loss: 0.104
[2, 10000] loss: 0.081
[2, 12000] loss: 0.085
[2, 14000] loss: 0.089


[3,  2000] loss: 0.073
[3,  4000] loss: 0.072
[3,  6000] loss: 0.073
[3,  8000] loss: 0.068
[3, 10000] loss: 0.076
[3, 12000] loss: 0.069
[3, 14000] loss: 0.066
fin
Accuracy of  0 : 99 %
Accuracy of  1 : 98 %
Accuracy of  2 : 98 %
Accuracy of  3 : 98 %
Accuracy of  4 : 98 %
Accuracy of  5 : 97 %
Accuracy of  6 : 98 %
Accuracy of  7 : 98 %
Accuracy of  8 : 97 %
Accuracy of  9 : 96 %

Total accuracy AVG: 98.3
max=99.38775510204081; min=96.92765113974232
```

In [66]:

```
print_res(global_res).head(5)
```

Out[66]:

	channels1	channels2	channels3	kernel_size1	kernel_size2	kernel_size3	fc1	fc2	fc3	is_max_pool	activation	avg	max	min	ch_c	conv_c	fc_c
10	6	16	0	5	5	0	200	100	0	True	elu	98.53	99.30	97.98	2	2	2
32	6	16	0	5	5	0	120	84	0	True	tanh	98.49	99.47	96.43	2	2	2
26	6	16	0	5	5	0	200	100	0	True	softsign	98.43	99.82	96.04	2	2	2
55	6	16	0	5	5	0	256	128	64	True	elu	98.35	99.30	96.73	2	2	3
56	6	16	0	3	3	0	128	64	32	True	tanh	98.33	99.56	96.63	2	2	3
34	6	16	0	5	5	0	200	100	0	True	tanh	98.32	98.94	96.73	2	2	2
59	6	16	0	5	5	0	256	128	64	True	tanh	98.30	99.39	96.93	2	2	3

	channels1	channels2	channels3	kernel_size1	kernel_size2	kernel_size3	fc1	fc2	fc3	is_max_pool	activation	avg	max	min	ch_c	conv_c	fc_c
2	6	16	0	5	5	0	200	100	0	True	relu	98.29	99.82	96.33	2	2	2
53	6	16	0	3	3	0	256	128	64	True	elu	98.28	99.30	95.85	2	2	3
12	6	16	0	7	3	0	120	84	0	True	elu	98.25	99.29	94.75	2	2	2
36	6	16	0	7	3	0	120	84	0	True	tanh	98.24	99.30	96.61	2	2	2
14	6	16	0	7	3	0	200	100	0	True	elu	98.21	99.08	95.64	2	2	2
58	6	16	0	5	5	0	128	64	32	True	tanh	98.17	99.12	96.13	2	2	3
24	6	16	0	5	5	0	120	84	0	True	softsign	98.17	99.03	96.63	2	2	2
0	6	16	0	5	5	0	120	84	0	True	relu	98.16	99.74	96.83	2	2	2
4	6	16	0	7	3	0	120	84	0	True	relu	98.12	99.03	96.83	2	2	2
38	6	16	0	7	3	0	200	100	0	True	tanh	98.08	99.38	97.03	2	2	2
11	6	16	0	5	5	0	200	100	0	False	elu	98.06	99.47	96.23	2	2	2
51	6	16	30	3	3	5	200	100	0	True	tanh	98.06	99.38	96.97	3	3	2
52	6	16	0	3	3	0	128	64	32	True	elu	98.01	99.08	96.83	2	2	3
8	6	16	0	5	5	0	120	84	0	True	elu	98.01	99.74	95.59	2	2	2
57	6	16	0	3	3	0	256	128	64	True	tanh	97.99	98.94	96.53	2	2	3
30	6	16	0	7	3	0	200	100	0	True	softsign	97.91	99.30	95.91	2	2	2
54	6	16	0	5	5	0	128	64	32	True	elu	97.88	99.59	94.05	2	2	3
50	6	16	30	3	3	5	120	84	0	True	tanh	97.86	99.21	95.94	3	3	2
49	6	16	30	3	3	5	200	100	0	True	elu	97.83	99.47	95.24	3	3	2
28	6	16	0	7	3	0	120	84	0	True	softsign	97.58	99.21	94.85	2	2	2
3	6	16	0	5	5	0	200	100	0	False	relu	97.58	99.47	95.45	2	2	2
48	6	16	30	3	3	5	120	84	0	True	elu	97.56	99.56	94.57	3	3	2
33	6	16	0	5	5	0	120	84	0	False	tanh	97.54	99.18	94.51	2	2	2
39	6	16	0	7	3	0	200	100	0	False	tanh	97.50	99.03	95.64	2	2	2
35	6	16	0	5	5	0	200	100	0	False	tanh	97.45	99.18	95.42	2	2	2
9	6	16	0	5	5	0	120	84	0	False	elu	97.42	98.94	94.95	2	2	2
7	6	16	0	7	3	0	200	100	0	False	relu	97.41	99.29	95.74	2	2	2
6	6	16	0	7	3	0	200	100	0	True	relu	97.26	99.82	91.27	2	2	2
25	6	16	0	5	5	0	120	84	0	False	softsign	97.25	98.85	94.85	2	2	2
13	6	16	0	7	3	0	120	84	0	False	elu	97.19	98.41	95.04	2	2	2
27	6	16	0	5	5	0	200	100	0	False	softsign	97.08	99.18	91.18	2	2	2

	channels1	channels2	channels3	kernel_size1	kernel_size2	kernel_size3	fc1	fc2	fc3	is_max_pool	activation	avg	max	min	ch_c	conv_c	fc_c
1	6	16	0	5	5	0	120	84	0	False	relu	97.06	99.08	94.40	2	2	2
37	6	16	0	7	3	0	120	84	0	False	tanh	96.90	99.03	94.70	2	2	2
15	6	16	0	7	3	0	200	100	0	False	elu	96.72	99.12	92.94	2	2	2
5	6	16	0	7	3	0	120	84	0	False	relu	96.65	99.30	93.38	2	2	2
29	6	16	0	7	3	0	120	84	0	False	softsign	96.57	98.16	93.95	2	2	2
31	6	16	0	7	3	0	200	100	0	False	softsign	96.24	99.03	92.17	2	2	2
20	6	16	0	7	3	0	120	84	0	True	sigmoid	94.28	97.45	90.81	2	2	2
18	6	16	0	5	5	0	200	100	0	True	sigmoid	94.16	98.78	89.80	2	2	2
16	6	16	0	5	5	0	120	84	0	True	sigmoid	93.58	98.27	89.00	2	2	2
22	6	16	0	7	3	0	200	100	0	True	sigmoid	93.15	97.86	88.71	2	2	2
19	6	16	0	5	5	0	200	100	0	False	sigmoid	91.86	98.27	85.33	2	2	2
17	6	16	0	5	5	0	120	84	0	False	sigmoid	91.60	97.44	85.31	2	2	2
23	6	16	0	7	3	0	200	100	0	False	sigmoid	91.43	98.06	84.08	2	2	2
21	6	16	0	7	3	0	120	84	0	False	sigmoid	90.75	97.76	83.86	2	2	2
42	6	16	0	5	5	0	200	100	0	True	hardshrink	11.35	100.00	0.00	2	2	2
43	6	16	0	5	5	0	200	100	0	False	hardshrink	11.35	100.00	0.00	2	2	2
44	6	16	0	7	3	0	120	84	0	True	hardshrink	11.35	100.00	0.00	2	2	2
41	6	16	0	5	5	0	120	84	0	False	hardshrink	11.35	100.00	0.00	2	2	2
47	6	16	0	7	3	0	200	100	0	False	hardshrink	11.35	100.00	0.00	2	2	2
46	6	16	0	7	3	0	200	100	0	True	hardshrink	11.35	100.00	0.00	2	2	2
45	6	16	0	7	3	0	120	84	0	False	hardshrink	11.35	100.00	0.00	2	2	2
40	6	16	0	5	5	0	120	84	0	True	hardshrink	11.35	100.00	0.00	2	2	2

In [67]:

```
# global_res.to_csv('f-final.csv', sep='\t', encoding='utf-8')
```

In [68]:

```
print_res(global_res).head(5)
```

Out[68]:

	channels1	channels2	channels3	kernel_size1	kernel_size2	kernel_size3	fc1	fc2	fc3	is_max_pool	activation	avg	max	min	ch_c	conv_c	fc_c
10	6	16	0	5	5	0	200	100	0	True	elu	98.53	99.30	97.98	2	2	2
32	6	16	0	5	5	0	120	84	0	True	tanh	98.49	99.47	96.43	2	2	2

	channels1	channels2	channels3	kernel_size1	kernel_size2	kernel_size3	fc1	fc2	fc3	is_max_pool	activation	avg	max	min	ch_c	conv_c	fc_c
26	6	16	0	5	5	0	200	100	0	True	softsign	98.43	99.82	96.04	2	2	2
55	6	16	0	5	5	0	256	128	64	True	elu	98.35	99.30	96.73	2	2	3
56	6	16	0	3	3	0	128	64	32	True	tanh	98.33	99.56	96.63	2	2	3

ИТОГИ В пятекрке лучших оказались функции **elu** и **tanh**

Наращивание слоя конволюшена особо ничего не дало**.**

В изученных ядрах лучше всего себя показали ядра размером **5** в каждом последующем слое**.** Уменьшение размера до **3** дало среднее падение на **0.2%**

Добавление слоя **fc** в целом показало себя не плохо **(**попало в **5** лучших**)**

Average pooling работал хуже**,** чем **Max.**

Кошкарев Алексей **20223**