Ивонин Даниил Александрович, группа 20-1

Лабораторная работа № 2

**Цель работы**

Выбрать и решить задачу классификации изображений. Выбрать на ваше усмотрение необходимое количество классов для вашей задачи. Точность вашей модели на тестовых данных не должна быть ниже 0.75.

**Задание**

1. Решить задачу классификации исходного изображения с помощью глубокой сверточной нейронной сети (арифметические операции).
2. Оценить точность полученной модели.
3. Не использовать передобученную нейронную сеть.

**Код программы / ответ на вопрос и т.п.**

# Подключение необходимых библиотек

import numpy as np

import torch

import torch.nn as nn

import torchvision

from torchvision import datasets

from torchvision import transforms

from torch.optim import Adam

from tqdm import tqdm

from torch.utils.data import DataLoader

import matplotlib.pyplot as plt

# Переключение работы нейросети на GPU, если это возможно

device = torch.device("cuda" if torch.cuda.is\_available() else "cpu")

# Создание и нормализация обучающей, тестовой и выборки валидации

batch\_size = 1024

transform = transforms.Compose([transforms.ToTensor(),

                                transforms.Resize((75, 75)),

                                transforms.Normalize((0.5, 0.5, 0.5), (0.5, 0.5, 0.5))])

train\_path = "C:/Users/das-s/Downloads/final\_symbols\_split\_ttv/train"

train\_ds = datasets.ImageFolder(root=train\_path, transform=transform)

train\_dataloader = DataLoader(train\_ds, batch\_size=batch\_size, shuffle=True, pin\_memory=True)

test\_path = "C:/Users/das-s/Downloads/final\_symbols\_split\_ttv/test"

test\_ds = datasets.ImageFolder(root=test\_path, transform=transform)

test\_dataloader = DataLoader(test\_ds, batch\_size=batch\_size, shuffle=True, pin\_memory=True)

validation\_path = "C:/Users/das-s/Downloads/final\_symbols\_split\_ttv/val"

validation\_ds = datasets.ImageFolder(root=validation\_path, transform=transform)

validation\_dataloader = DataLoader(validation\_ds, batch\_size=batch\_size, shuffle=True, pin\_memory=True)

# Визуализация изображений и описаний

def imshow(img):

    img = img / 2 + 0.5     # unnormalize

    npimg = img.numpy()

    plt.imshow(np.transpose(npimg, (1, 2, 0)))

    plt.show()

train\_features, train\_labels = next(iter(train\_dataloader))

print(f"Feature batch shape: {train\_features.size()}")

print(f"Labels batch shape: {train\_labels.size()}")

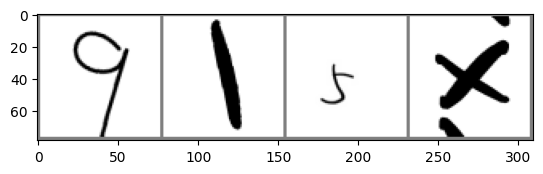
images = []

for i in range(4):

    images.append(train\_features[i])

imshow(torchvision.utils.make\_grid(images)) # show images

print(' '.join(f'{train\_ds.classes[train\_labels[j]]}\t' for j in range(4))) # print labels

****

**nine one five multiply**

# Модель свёрточной нейросети

class CNN(nn.Module):

    def \_\_init\_\_(self, channel, num\_classes):

        super(CNN, self).\_\_init\_\_()

        self.layer1 = nn.Sequential(nn.Conv2d(channel, 10, kernel\_size=3),

                                    nn.BatchNorm2d(10),

                                    nn.ReLU(),

                                    nn.MaxPool2d(kernel\_size=2, stride=2))

        self.layer2 = nn.Sequential(nn.Conv2d(10, 20, kernel\_size=3),

                                    nn.BatchNorm2d(20),

                                    nn.ReLU(),

                                    nn.MaxPool2d(kernel\_size=2, stride=2))

        self.layer3 = nn.Sequential(nn.Conv2d(20, 30, kernel\_size=3),

                                    nn.BatchNorm2d(30),

                                    nn.ReLU(),

                                    nn.MaxPool2d(kernel\_size=2, stride=2))

        self.layer4 = nn.Sequential(nn.Conv2d(30, 40, kernel\_size=3),

                                    nn.BatchNorm2d(40),

                                    nn.ReLU())

        self.fc1 = nn.Sequential(

            nn.Dropout(0.4),

            nn.Linear(40\*5\*5, 512),

            nn.ReLU())

        self.fc2 = nn.Sequential(

            nn.Dropout(0.4),

            nn.Linear(512, 128),

            nn.ReLU())

        self.fc3 = nn.Linear(128, num\_classes)

    def forward(self, x):

        x = self.layer1(x)

        x = self.layer2(x)

        x = self.layer3(x)

        x = self.layer4(x)

        x = x.view(-1, 40\*5\*5)

        x = self.fc1(x)

        x = self.fc2(x)

        x = self.fc3(x)

        return nn.functional.softmax(x, dim=1)

**#** Объявление модели

model = CNN(3, len(test\_ds.classes))

model.to(device)

# Функция обучения модели

def train(model, train\_dataloader, optimizer, loss\_func):

    losses = []

    model.train()

    print('Train')

    train\_running\_loss = 0.0

    train\_running\_correct = 0

    counter = 0

    for data, labels in tqdm(train\_dataloader):

        counter += 1

        data = data.to(device)

        labels = labels.to(device)

        outputs = model(data)

        # calculate the loss

        loss = loss\_func(outputs, labels)

        train\_running\_loss += loss.item()

        losses.append(loss.item())

        # calculate the accuracy

        \_, preds = torch.max(outputs.data, 1)

        train\_running\_correct += (preds == labels).sum().item()

        loss.backward()

        optimizer.step()

        optimizer.zero\_grad()

    # loss and accuracy for the complete epoch

    epoch\_loss = train\_running\_loss / counter

    epoch\_acc = 100. \* (train\_running\_correct / len(train\_dataloader.dataset))

    return epoch\_loss, epoch\_acc, losses

**#** Функция валидации модели

def validate(model, validation\_dataloader, loss\_func):

    model.eval()

    print('Validation')

    valid\_running\_loss = 0.0

    valid\_running\_correct = 0

    counter = 0

    with torch.no\_grad():

        for data, labels in tqdm(validation\_dataloader):

            counter += 1

            data = data.to(device)

            labels = labels.to(device)

            # forward pass

            outputs = model(data)

            # calculate the loss

            loss = loss\_func(outputs, labels)

            valid\_running\_loss += loss.item()

            # calculate the accuracy

            \_, preds = torch.max(outputs.data, 1)

            valid\_running\_correct += (preds == labels).sum().item()

    # loss and accuracy for the complete epoch

    epoch\_loss = valid\_running\_loss / counter

    epoch\_acc = 100. \* (valid\_running\_correct / len(validation\_dataloader.dataset))

    return epoch\_loss, epoch\_acc

# Объявление параметров обучения нейросети

optimizer = Adam(params=model.parameters(), lr=1e-3)

loss\_func = nn.CrossEntropyLoss()

num\_epochs = 20

# Процесс обучения нейросети

train\_loss, valid\_loss = [], []

train\_acc, valid\_acc = [], []

all\_t\_losses = []

for epoch in range(num\_epochs):

    print(f"Epoch {epoch+1} of {num\_epochs}")

    train\_epoch\_loss, train\_epoch\_acc, all\_t\_epoch\_losses = train(model, train\_dataloader,

                                              optimizer, loss\_func)

    valid\_epoch\_loss, valid\_epoch\_acc = validate(model, validation\_dataloader,

                                                 loss\_func)

    train\_loss.append(train\_epoch\_loss)

    valid\_loss.append(valid\_epoch\_loss)

    train\_acc.append(train\_epoch\_acc)

    valid\_acc.append(valid\_epoch\_acc)

    all\_t\_losses.append(all\_t\_epoch\_losses)

    print(f"Training loss: {train\_epoch\_loss:.3f}, training acc: {train\_epoch\_acc:.3f}")

    print(f"Validation loss: {valid\_epoch\_loss:.3f}, validation acc: {valid\_epoch\_acc:.3f}")

    print('-'\*50)

Epoch 1 of 20

Train

100%|██████████| 42/42 [00:34<00:00, 1.23it/s]

Validation

100%|██████████| 6/6 [00:04<00:00, 1.46it/s]

Training loss: 2.233, training acc: 54.673

Validation loss: 2.083, validation acc: 68.184

--------------------------------------------------

Epoch 2 of 20

Train

100%|██████████| 42/42 [00:25<00:00, 1.65it/s]

Validation

100%|██████████| 6/6 [00:03<00:00, 1.70it/s]

Training loss: 1.983, training acc: 77.714

Validation loss: 1.942, validation acc: 81.563

--------------------------------------------------

...

--------------------------------------------------

Epoch 20 of 20

Train

100%|██████████| 42/42 [00:25<00:00, 1.63it/s]

Validation

100%|██████████| 6/6 [00:03<00:00, 1.81it/s]Training loss: 1.831, training acc: 92.426

Validation loss: 1.828, validation acc: 92.580

--------------------------------------------------

# Визуализация точности модели по эпохам

plt.figure(figsize=(10, 7))

plt.plot(

    train\_acc, color='green', linestyle='-',

    label='train accuracy'

)

plt.plot(

    valid\_acc, color='blue', linestyle='-',

    label='validataion accuracy'

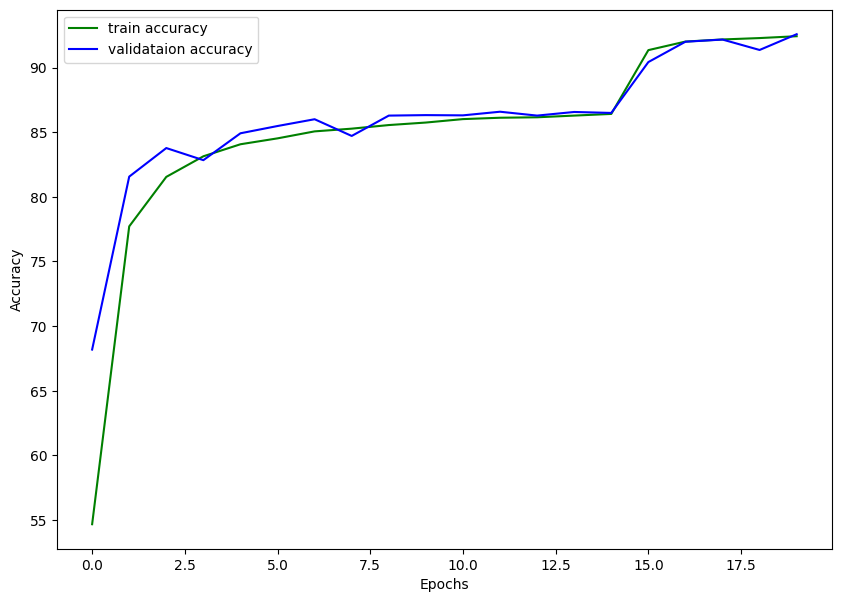
)

plt.xlabel('Epochs')

plt.ylabel('Accuracy')

plt.legend()

plt.show()



# Визуализация ошибок модели по эпохам

plt.figure(figsize=(10, 7))

plt.plot(

    train\_loss, color='orange', linestyle='-',

    label='train loss')

plt.plot(

    valid\_loss, color='red', linestyle='-',

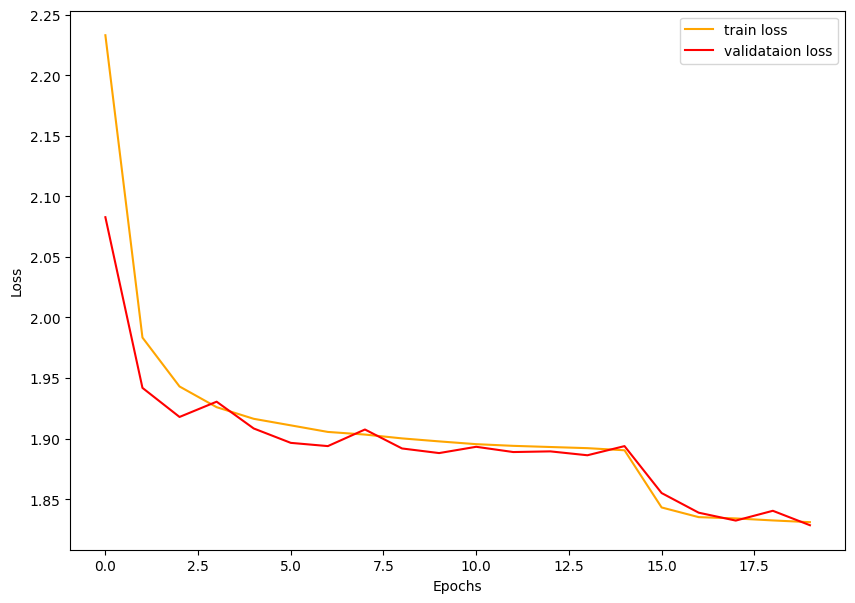
    label='validataion loss')

plt.xlabel('Epochs')

plt.ylabel('Loss')

plt.legend()

plt.show()



**Результаты выполнения**

**# Тест модели**

test\_fetures, test\_labels = next(iter(test\_dataloader))

images = []

for i in range(4):

    images.append(test\_fetures[i])

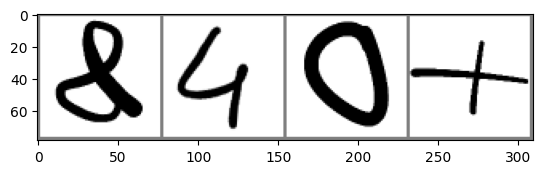
imshow(torchvision.utils.make\_grid(images)) # show images

print("Real value:")

print(' '.join(f'{train\_ds.classes[test\_labels[j]]}\t' for j in range(4))) # print labels

print("Predicted value:")

print(' '.join(f'{train\_ds.classes[model(test\_fetures[j].view(1, 3, 75, 75).to(device)).argmax()]}\t' for j in range(4)))

****

**Real value:**

**eight four zero add**

**Predicted value:**

**three four zero add**

**# Подсчёт точности модели**

real\_labels = []

predicted\_labels = []

for data, labels in test\_dataloader:

    data = data.to(device)

    output = model(data).argmax(dim=1).cpu().detach().numpy()

    for i in range(len(output)):

        predicted\_labels.append(output[i])

        real\_labels.append(labels[i].detach().item())

from sklearn.metrics import classification\_report

print(classification\_report(predicted\_labels, real\_labels, target\_names=test\_ds.classes))

**precision recall f1-score support**

**add 0.98 1.00 0.99 349**

**divide 0.99 1.00 1.00 327**

**eight 0.00 0.00 0.00 0**

**five 0.97 0.99 0.98 350**

**four 0.98 0.99 0.98 395**

**multiply 1.00 0.95 0.97 416**

**nine 0.99 0.93 0.96 429**

**one 0.99 1.00 0.99 454**

**seven 0.98 0.99 0.98 404**

**six 0.99 0.84 0.91 444**

**subtract 1.00 0.99 1.00 436**

**three 0.98 0.76 0.85 421**

**two 0.99 0.86 0.92 549**

**zero 0.99 0.78 0.87 382**

**accuracy 0.92 5356**

**macro avg 0.92 0.86 0.89 5356**

**weighted avg 0.99 0.92 0.95 5356**

**Выводы**

В результате выполнения работы, создал и обучил модель глубокой свёрточной нейросети. Свёрточная нейросеть отлично подходит для задачи классификации изображений. Полученная точность на тестовых данных – 92%