# Министерство образования Республики Беларусь

### Учреждение образования

## «Брестский Государственный технический университет»

## Кафедра ИИТ

## Лабораторная работа №1

По дисциплине «Обработка изображений в интеллектуальных системах»

Тема: «Обучение классификаторов средствами библиотеки PyTorch»

#### Выполнила:

Студентка 4 курса

Группы ИИ-24

Максимович А. И.

Проверила:

Андренко К. В.

**Цель:** научиться конструировать нейросетевые классификаторы и выполнять их обучение на известных выборках компьютерного зрения

#### Общее задание

- 1. Выполнить конструирование своей модели СНС, обучить ее на выборке по заданию (использовать torchvision.datasets). Предпочтение отдавать как можно более простым архитектурам, базирующимся на базовых типах слоев (сверточный, полносвязный, подвыборочный, слой нелинейного преобразования). Оценить эффективность обучения на тестовой выборке, построить график изменения ошибки (matplotlib);
- 2. Ознакомьтесь с state-of-the-art результатами для предлагаемых выборок (из материалов в сети Интернет). Сделать выводы о результатах обучения СНС из п. 1;
- 3. Реализовать визуализацию работы СНС из пункта 1 (выбор и подачу на архитектуру произвольного изображения с выводом результата);
- 4. Оформить отчет по выполненной работе, загрузить исходный код и отчет в соответствующий репозиторий на github.

## Задание по вариантам

№ варианта	Выборка	Класс	Оптимизатор
11	MNIST	28X28	Adadelta

#### Кол:

```
import os
import time
from PIL import Image
import numpy as np
import torch
import torch.nn as nn
{\tt import\ torch.optim\ as\ optim}
import torchvision
import torchvision.transforms as transforms
import matplotlib
# Используем бэкенд, не требующий дисплея
matplotlib.use('Agg')
import matplotlib.pyplot as plt
from torch.utils.data import Subset
# ====== ПАРАМЕТРЫ (можно менять прямо здесь) =======
EPOCHS = 10
BATCH SIZE = 128
LR = \overline{1.0} # Типичный learning rate для Adadelta
WEIGHT DECAY = 1e-4
```

```
USE CUDA = False
RESUME = True
SAVE DIR = 'checkpoints mnist'
VISUALIZE IMAGE = None
DATA RATIO = 1.0 # Использовать 100% данных
# Проверяем доступность CUDA
if USE CUDA:
   USE CUDA = torch.cuda.is available()
   print(f"CUDA доступна: {USE CUDA}")
device = torch.device('cuda' if USE CUDA else 'cpu')
print(f"Используемое устройство: {device}")
os.makedirs(SAVE DIR, exist ok=True)
# -----
# Улучшенная CNN (VGG-подобная)
class SimpleCNN (nn.Module):
   def __init__(self, num_classes=10):
       super(). init__()
       self.features = nn.Sequential(
           # блок 1
           nn.Conv2d(1, 64, 3, padding=1),
           nn.BatchNorm2d(64),
           nn.ReLU(inplace=True),
           nn.Conv2d(64, 64, 3, padding=1),
           nn.BatchNorm2d(64),
           nn.ReLU(inplace=True),
           nn.MaxPool2d(2, 2), # 14x14
           # блок 2
           nn.Conv2d(64, 128, 3, padding=1),
           nn.BatchNorm2d(128),
           nn.ReLU(inplace=True),
           nn.Conv2d(128, 128, 3, padding=1),
           nn.BatchNorm2d(128),
           nn.ReLU(inplace=True),
           nn.MaxPool2d(2, 2), \# 7x7
           # блок 3
           nn.Conv2d(128, 256, 3, padding=1),
           nn.BatchNorm2d(256),
           nn.ReLU(inplace=True),
           nn.Conv2d(256, 256, 3, padding=1),
           nn.BatchNorm2d(256),
           nn.ReLU(inplace=True),
           nn.MaxPool2d(2, 2), # 3x3 (округление в меньшую сторону)
       )
       self.classifier = nn.Sequential(
           nn.Flatten(),
           nn.Linear(256 * 3 * 3, 512),
           nn.ReLU(inplace=True),
           nn.Dropout(0.5),
           nn.Linear(512, num classes),
       )
   def forward(self, x):
       x = self.features(x)
```

```
x = self.classifier(x)
        return x
def main():
    print("Начинаем загрузку данных MNIST...")
    # Data (MNIST + аугментация)
    # -----
    transform train = transforms.Compose([
       transforms.RandomAffine(degrees=10, translate=(0.1, 0.1), scale=(0.9,
1.1)),
       transforms.ToTensor(),
       transforms.Normalize((0.1307,), (0.3081,)) # Стандартные значения
для MNIST
    ])
    transform test = transforms.Compose([
       transforms.ToTensor(),
        transforms.Normalize((0.1307,), (0.3081,)) # Стандартные значения
для MNIST
   1)
    try:
        # Загружаем полный датасет MNIST
        full trainset = torchvision.datasets.MNIST(
           root='./data',
           train=True,
           download=True,
           transform=transform train
        )
        # Выбираем только часть данных
        num samples = int(len(full trainset) * DATA RATIO)
        indices = torch.randperm(len(full trainset))[:num samples]
        trainset = Subset(full trainset, indices)
        trainloader = torch.utils.data.DataLoader(
            trainset,
           batch size=BATCH SIZE,
           shuffle=True,
           num workers=0
        )
        testset = torchvision.datasets.MNIST(
           root='./data',
           train=False,
           download=True,
            transform=transform test
        )
        testloader = torch.utils.data.DataLoader(
            testset,
           batch size=100,
           shuffle=False,
           num workers=0
        )
        print(f"Используется {num samples} из {len(full trainset)}
тренировочных образцов ({DATA_RATIO * 100}%)")
        print("Данные MNIST успешно загружены!")
```

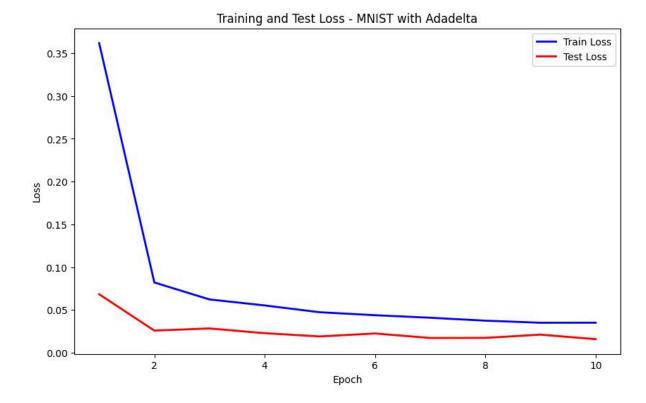
```
except Exception as e:
       print(f"Ошибка при загрузке данных: {e}")
    classes = ['0', '1', '2', '3', '4', '5', '6', '7', '8', '9']
    # Модель/оптимизатор/критерий
    # -----
   print("Инициализация модели...")
   model = SimpleCNN(num classes=10).to(device)
   criterion = nn.CrossEntropyLoss()
   optimizer = optim.Adadelta( # Заменяем RMSprop на Adadelta
       model.parameters(),
       lr=LR,
       weight decay=WEIGHT DECAY
    # Убираем scheduler, так как для Adadelta он обычно не используется
    # scheduler = optim.lr scheduler.CosineAnnealingLR(optimizer,
T max=EPOCHS)
    # -----
    # Загрузка из чекпоинта (если нужно)
   start epoch = 1
   best acc = 0.0
   history = {'train loss': [], 'test loss': [], 'test acc': []}
    if RESUME:
       checkpoint path = os.path.join(SAVE DIR, 'best.pth')
       if os.path.isfile(checkpoint path):
           print(f"Загрузка модели из {checkpoint path} ...")
               checkpoint = torch.load(checkpoint path, map location=device)
               model.load state dict(checkpoint['model state'])
               best acc = checkpoint.get('acc', 0.0)
               start epoch = checkpoint.get('epoch', 0) + 1
               # Загружаем историю если есть
               if 'history' in checkpoint:
                   history = checkpoint['history']
               print(f"Модель загружена. Лучший acc={best acc:.2f}% (эпоха
{start epoch - 1})")
               print(f"История загружена: {len(history['train loss'])}
эпох")
           except Exception as e:
               print(f"Ошибка при загрузке чекпоинта: {e}")
           print ("Чекпоинт не найден, начинаем обучение с нуля.")
    # -----
    # Функция валидации
    # -----
    def evaluate(loader):
       model.eval()
       correct = 0
       total = 0
       running loss = 0.0
       with torch.no grad():
           for inputs, targets in loader:
               inputs, targets = inputs.to(device), targets.to(device)
               outputs = model(inputs)
```

```
loss = criterion(outputs, targets)
                running loss += loss.item() * inputs.size(0)
                , predicted = outputs.max(1)
                total += targets.size(0)
                correct += predicted.eq(targets).sum().item()
        return running_loss / total, 100.0 * correct / total
    # -----
    # Обучение
    # -----
   print("Начинаем обучение...")
   start time = time.time()
    # Проверяем, нужно ли проводить обучение
    if start epoch <= EPOCHS:
        for epoch in range(start epoch, EPOCHS + 1):
           model.train()
           running loss = 0.0
            for i, (inputs, targets) in enumerate(trainloader, 1):
                inputs, targets = inputs.to(device), targets.to(device)
                optimizer.zero_grad()
                outputs = model(inputs)
               loss = criterion(outputs, targets)
               loss.backward()
               optimizer.step()
               running loss += loss.item() * inputs.size(0)
                if i % 50 == 0:
                   print(
                       f'Эпоха {epoch}, Батч {i}/{len(trainloader)}, Loss:
{loss.item():.4f}, Время: {time.time() - start time:.2f}с')
            train loss = running loss / len(trainloader.dataset)
            test loss, test acc = evaluate(testloader)
            # scheduler.step() # Убрали scheduler
           history['train loss'].append(train loss)
           history['test loss'].append(test loss)
           history['test_acc'].append(test_acc)
           print(
                f'Epoch {epoch}/{EPOCHS} TrainLoss={train loss:.4f}
TestLoss={test loss:.4f} TestAcc={test acc:.2f}%')
            if test acc > best acc:
               best acc = test acc
                checkpoint = {
                    'model state': model.state dict(),
                    'acc': best_acc,
                    'epoch': epoch,
                    'history': history # Сохраняем историю вместе с моделью
                torch.save(checkpoint, os.path.join(SAVE DIR, 'best.pth'))
                print(f"Новая лучшая модель сохранена с точностью
{best acc:.2f}%")
        total time = time.time() - start time
       print(f'Обучение завершено за {total time / 60:.2f} минут. Лучшая
точность: {best acc:.2f}%')
   else:
```

```
print(f"Пропускаем обучение, так как начальная эпоха {start epoch}
превышает EPOCHS {EPOCHS}")
    # -----
    # График изменения ошибки
    # -----
    if history['train loss'] and history['test loss']:
       print("Создание графика изменения ошибки...")
        # Создаем простой текстовый файл с данными для отладки
       debug path = os.path.join(SAVE DIR, 'loss data.txt')
       with open(debug_path, 'w') as f:
            f.write("Epoch,Train Loss,Test Loss\n")
            for i in range(len(history['train_loss'])):
               f.write(f"{i +
1}, {history['train loss'][i]}, {history['test loss'][i]}\n")
       print(f"Данные для отладки сохранены в {debug path}")
        # Создаем график с минимальными настройками
        try:
            # Создаем новую фигуру
            fig, ax = plt.subplots(figsize=(10, 6))
            # Данные для оси Х (эпохи)
            epochs = range(1, len(history['train loss']) + 1)
            # Простые линии без сложного форматирования
           ax.plot(epochs, history['train loss'], 'b-', linewidth=2,
label='Train Loss')
           ax.plot(epochs, history['test loss'], 'r-', linewidth=2,
label='Test Loss')
            # Простые подписи на английском
           ax.set xlabel('Epoch')
           ax.set ylabel('Loss')
           ax.legend()
           ax.set title('Training and Test Loss - MNIST with Adadelta')
            # Сохраняем разными способами для надежности
            loss path png = os.path.join(SAVE DIR, 'training_loss.png')
            loss_path_pdf = os.path.join(SAVE_DIR, 'training_loss.pdf')
           plt.savefig(loss path png, dpi=100, bbox inches='tight')
           plt.savefig(loss path pdf, bbox inches='tight')
           plt.close(fig) # Явно закрываем фигуру
           print(f'График ошибки сохранен в {loss path png} и
{loss path pdf}')
        except Exception as e:
           print(f"Ошибка при создании графика: {e}")
            # Альтернативный способ - сохранить данные в CSV
            csv path = os.path.join(SAVE DIR, 'loss data.csv')
            try:
                import pandas as pd
                df = pd.DataFrame({
                    'epoch': range(1, len(history['train loss']) + 1),
                    'train loss': history['train loss'],
                    'test_loss': history['test loss']
                })
                df.to csv(csv path, index=False)
```

```
print(f"Данные сохранены в CSV: {csv path}")
           except:
               print ("Не удалось сохранить данные в CSV")
       # Выводим финальные значения ошибок
       print(f"Финальная ошибка обучения: {history['train_loss'][-1]:.4f}")
       print(f"Финальная ошибка тестирования:
{history['test loss'][-1]:.4f}")
   else:
       print("Нет данных для построения графика ошибки")
    # -----
    # Визуализация предсказания для отдельного изображения (опционально)
    # -----
   def predict image(img path):
       img = Image.open(img path).convert('L').resize((28, 28))
       x = transform test(img).unsqueeze(0).to(device)
       model.eval()
       with torch.no grad():
           logits = model(x)
           probs = torch.softmax(logits, dim=1).cpu().numpy()[0]
           pred = int(np.argmax(probs))
       return img, pred, probs
    if VISUALIZE IMAGE and os.path.exists(VISUALIZE IMAGE):
       print(f"Визуализация изображения: {VISUALIZE IMAGE}")
       img, pred idx, probs = predict image(VISUALIZE IMAGE)
       plt.figure(figsize=(4, 4))
       plt.imshow(img, cmap='gray')
       plt.axis('off')
       plt.title(f'Prediction: {classes[pred idx]}\nConfidence:
{probs[pred idx] * 100:.1f}%')
       single pred path = os.path.join(SAVE DIR, 'single prediction.png')
       plt.savefig(single pred path, dpi=150, bbox inches='tight')
       plt.close()
       print(f"Визуализация предсказания сохранена в {single pred path}")
    # -----
    # Финальная оценка модели
   print("Финальная оценка модели на тестовом наборе...")
   final test loss, final test acc = evaluate(testloader)
   print(f"Финальные результаты - Loss: {final test loss:.4f}, Accuracy:
{final test acc:.2f}%")
if name == " main ":
   main()
   print("Программа завершена!")
```

#### Вывод:



## **State-of-art:**

Table 7. Comparison of obtained results

	Fashion-MNIST		MNIST	
	Training	Testing	Training	Testing
	accuracy	accuracy	accuracy	accuracy
Architecture 1	99.60%	89.65%	99.91%	98.48%
Architecture 2	92.02%	92.76%	98.86%	98.96%
Architecture 3	93.09%	93.56%	99.60%	99.37%
Architecture 4	93.17%	92.94%	99.02%	99.03%
Architecture 5	93.12%	93.56%	99.48%	99.55%
with Adam				
optimizer				
Architecture 5	92.67%	92.86%	99.26%	99.29%
with RMSprop				
optimizer				

# Ссылка на статью

**Вывод**: научился конструировать нейросетевые классификаторы и выполнять их обучение на известных выборках компьютерного зрения