МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ РЕСПУБЛИКИ БЕЛАРУСЬ

УЧРЕЖДЕНИЕ ОБРАЗОВАНИЯ

«БРЕСТСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ»

ФАКУЛЬТЕТ ЭЛЕКТРОННО-ИНФОРМАЦИОННЫХ СИСТЕМ

Кафедра интеллектуальных информационных технологий

Отчет по лабораторной работе №1

Специальность ИИ(з)

Выполнил
А. Ю. Кураш,
студент группы ИИ-24

Проверил
Андренко К.В,
Преподаватель-стажер кафедры ИИТ,
«___k _____2025 г.

Брест 2025

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);

Вариант:

8	CIFAR-10	32X32	Adam

Выполнение:

Код программы

```
# train_cifar_simple.py
import os
import torch
import torch.nn as nn
import torch.optim as optim
from torch.utils.data import DataLoader
import torchvision
import torchvision.transforms as transforms
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
from PIL import Image
# --------------------------
# Параметры
# --------------------------
device = torch.device("cuda" if torch.cuda.is_available() else "cpu")
batch_size = 128
num_epochs = 20       # можно менять (10-50)
lr = 1e-3
model_path = "cifar_simple_cnn.pth"
num_classes = 10
train_transform = transforms.Compose([
    transforms.RandomHorizontalFlip(),
    transforms.RandomCrop(32, padding=4),
```

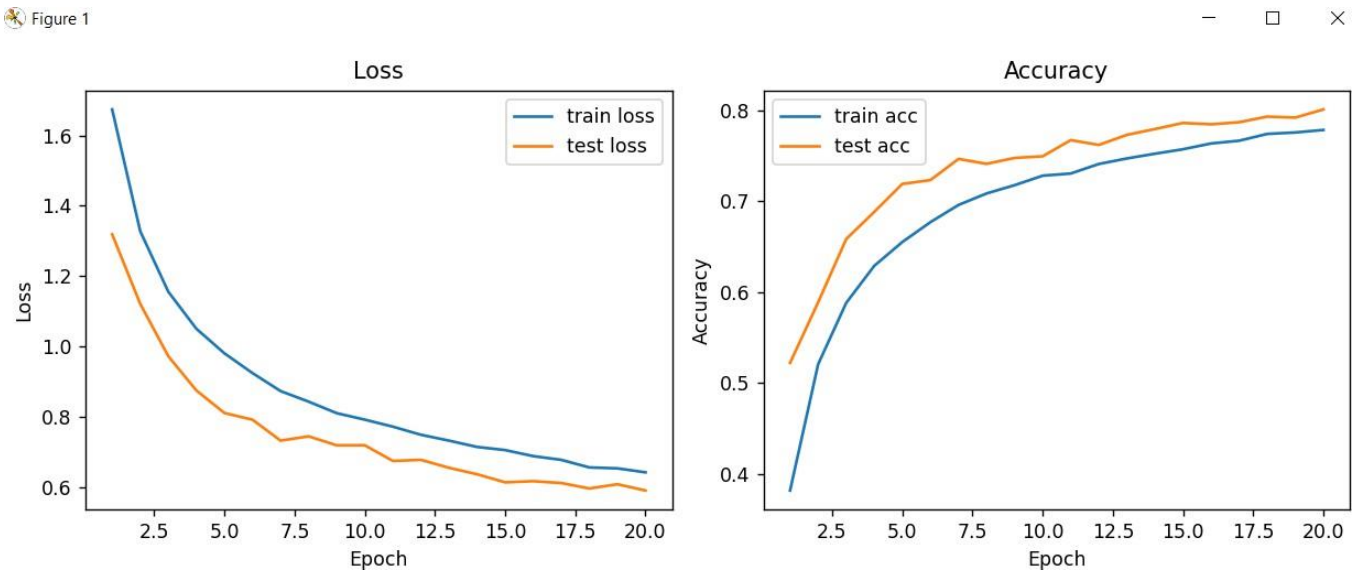
```
    transforms.ToTensor(),
    transforms.Normalize((0.4914, 0.4822, 0.4465),
                         (0.2470, 0.2435, 0.2616))
])
test_transform = transforms.Compose([
    transforms.ToTensor(),
    transforms.Normalize((0.4914, 0.4822, 0.4465),
                         (0.2470, 0.2435, 0.2616))
])
# --------------------------
# Датасеты и загрузчики
# --------------------------
train_set = torchvision.datasets.CIFAR10(root="./data", train=True, download=True,
transform=train_transform)
test_set  = torchvision.datasets.CIFAR10(root="./data", train=False, download=True,
transform=test_transform)
train_loader = DataLoader(train_set, batch_size=batch_size, shuffle=True, num_workers=0)
test_loader  = DataLoader(test_set, batch_size=batch_size, shuffle=False, num_workers=0)
classes = train_set.classes
# --------------------------
# Модель — простая CNN
# --------------------------
class SimpleCNN(nn.Module):
    def __init__(self, num_classes=10):
        super().__init__()
        self.features = nn.Sequential(
            nn.Conv2d(3, 32, kernel_size=3, padding=1), # 32x32
            nn.ReLU(inplace=True),
            nn.MaxPool2d(2),                        # 16x16

            nn.Conv2d(32, 64, kernel_size=3, padding=1),
            nn.ReLU(inplace=True),
            nn.MaxPool2d(2),                        # 8x8
            nn.Conv2d(64, 128, kernel_size=3, padding=1),
            nn.ReLU(inplace=True),
            nn.MaxPool2d(2),                        # 4x4
        )
        self.classifier = nn.Sequential(
            nn.Flatten(),
            nn.Linear(128*4*4, 256),
            nn.ReLU(inplace=True),
            nn.Dropout(0.5),
            nn.Linear(256, num_classes)
        )
    def forward(self, x):
        x = self.features(x)
```

```
        x = self.classifier(x)
        return x

model = SimpleCNN(num_classes=num_classes).to(device)
# -------------------------
# Оптимизатор, функция потерь
# -------------------------
criterion = nn.CrossEntropyLoss()
optimizer = optim.Adam(model.parameters(), lr=lr)
# -------------------------
# Обучение
# -------------------------
train_losses = []
test_losses = []
train_accs = []
test_accs = []

def evaluate(loader):
    model.eval()
    running_loss = 0.0
    correct = 0
    total = 0
    with torch.no_grad():
        for X, y in loader:
            X, y = X.to(device), y.to(device)
            out = model(X)
            loss = criterion(out, y)
            running_loss += loss.item() * X.size(0)
            preds = out.argmax(dim=1)
            correct += (preds == y).sum().item()
            total += y.size(0)
    return running_loss / total, correct / total

for epoch in range(1, num_epochs+1):
    model.train()
    running_loss = 0.0
    correct = 0
    total = 0
    for X, y in train_loader:
        X, y = X.to(device), y.to(device)
        optimizer.zero_grad()
        out = model(X)
        loss = criterion(out, y)
        loss.backward()
        optimizer.step()
```

```
            running_loss += loss.item() * X.size(0)
            preds = out.argmax(dim=1)
            correct += (preds == y).sum().item()
            total += y.size(0)

        train_loss = running_loss / total
        train_acc  = correct / total
        test_loss, test_acc = evaluate(test_loader)

        train_losses.append(train_loss)
        test_losses.append(test_loss)
        train_accs.append(train_acc)
        test_accs.append(test_acc)

        print(f"Epoch {epoch:2d}/{num_epochs}  Train loss: {train_loss:.4f}  Train acc: {train_acc:.4f}  Test loss: {test_loss:.4f}  Test acc: {test_acc:.4f}")

    # Сохраняем модель
    torch.save(model.state_dict(), model_path)
    print("Model saved to", model_path)

    # --------------------------
    # График ошибок и accuracy
    # --------------------------
    plt.figure(figsize=(10,4))
    plt.subplot(1,2,1)
    plt.plot(range(1,len(train_losses)+1), train_losses, label="train loss")
    plt.plot(range(1,len(test_losses)+1), test_losses, label="test loss")
    plt.xlabel("Epoch")
    plt.ylabel("Loss")
    plt.legend()
    plt.title("Loss")

    plt.subplot(1,2,2)
    plt.plot(range(1,len(train_accs)+1), train_accs, label="train acc")
    plt.plot(range(1,len(test_accs)+1), test_accs, label="test acc")
    plt.xlabel("Epoch")
    plt.ylabel("Accuracy")
    plt.legend()
    plt.title("Accuracy")

    plt.tight_layout()
    plt.savefig("training_curves.png", dpi=150)
    print("Training curves saved to training_curves.png")
    plt.show()
```

```
# -------------------------
# Визуализация: предсказание для произвольного изображения
# -------------------------
import torchvision.transforms.functional as TF

def predict_image(image_path, topk=5):
    model.eval()
    img = Image.open(image_path).convert("RGB")
    img_resized = img.resize((32,32))
    t = transforms.Compose([
        transforms.ToTensor(),
        transforms.Normalize((0.4914, 0.4822, 0.4465),
                             (0.2470, 0.2435, 0.2616))
    ])
    x = t(img_resized).unsqueeze(0).to(device)
    with torch.no_grad():
        logits = model(x)
        probs = torch.softmax(logits, dim=1).cpu().numpy()[0]
    # show image and topk
    top_idx = probs.argsort()[::-1][:topk]
    print("Top predictions:")
    for i in top_idx:
        print(f"  {classes[i]:10s}: {probs[i]*100:.2f}%")
    plt.figure(figsize=(3,3))
    plt.imshow(np.array(img))
    plt.axis('off')
    plt.title(f"Pred: {classes[top_idx[0]]} ({probs[top_idx[0]]*100:.1f}%)")
    plt.show()
```

Рисунки с результатами работы программы



```
Epoch  1/20  Train loss: 1.6739  Train acc: 0.3817  Test loss: 1.3189  Test acc: 0.5222
Epoch  2/20  Train loss: 1.3277  Train acc: 0.5207  Test loss: 1.1214  Test acc: 0.5889
Epoch  3/20  Train loss: 1.1559  Train acc: 0.5882  Test loss: 0.9725  Test acc: 0.6585
Epoch  4/20  Train loss: 1.0506  Train acc: 0.6290  Test loss: 0.8753  Test acc: 0.6884
Epoch  5/20  Train loss: 0.9807  Train acc: 0.6553  Test loss: 0.8112  Test acc: 0.7192
Epoch  6/20  Train loss: 0.9246  Train acc: 0.6771  Test loss: 0.7922  Test acc: 0.7234
Epoch  7/20  Train loss: 0.8735  Train acc: 0.6960  Test loss: 0.7327  Test acc: 0.7467
Epoch  8/20  Train loss: 0.8435  Train acc: 0.7087  Test loss: 0.7449  Test acc: 0.7413
Epoch  9/20  Train loss: 0.8107  Train acc: 0.7178  Test loss: 0.7193  Test acc: 0.7478
Epoch 10/20  Train loss: 0.7923  Train acc: 0.7283  Test loss: 0.7195  Test acc: 0.7496
Epoch 11/20  Train loss: 0.7723  Train acc: 0.7307  Test loss: 0.6750  Test acc: 0.7674
Epoch 12/20  Train loss: 0.7493  Train acc: 0.7411  Test loss: 0.6781  Test acc: 0.7621
Epoch 13/20  Train loss: 0.7327  Train acc: 0.7472  Test loss: 0.6555  Test acc: 0.7732
Epoch 14/20  Train loss: 0.7148  Train acc: 0.7524  Test loss: 0.6372  Test acc: 0.7796
Epoch 15/20  Train loss: 0.7058  Train acc: 0.7574  Test loss: 0.6142  Test acc: 0.7863
Epoch 16/20  Train loss: 0.6887  Train acc: 0.7637  Test loss: 0.6174  Test acc: 0.7848
Epoch 17/20  Train loss: 0.6780  Train acc: 0.7668  Test loss: 0.6122  Test acc: 0.7871
Epoch 18/20  Train loss: 0.6565  Train acc: 0.7742  Test loss: 0.5967  Test acc: 0.7933
Epoch 19/20  Train loss: 0.6538  Train acc: 0.7758  Test loss: 0.6088  Test acc: 0.7922
Epoch 20/20  Train loss: 0.6426  Train acc: 0.7786  Test loss: 0.5909  Test acc: 0.8012
```

SOTA-результат для CIFAR-10 — точность до 99%+ с использованием глубоких моделей (ResNet, WideResNet, DenseNet и др.), аугментации данных и регуляризации.

Мой результат — точность 80.1% на тестовой выборке с простой CNN.

Разница в точности обусловлена:

- более сложной архитектурой моделей SOTA с десятками и сотнями слоёв и фильтров,
- применением регуляризации (dropout, batch normalization, weight decay) для снижения переобучения,
- аугментацией данных (random crop, flip, cutout, mixup) для улучшения обобщающей способности,
- оптимизацией гиперпараметров через серию вычислительных экспериментов.

Вывод: Я изучил построение модели CHC и ее обучение.