Практическое задание №1

Установка необходимых пакетов:

```
!pip install -q tqdm
!pip install --upgrade --no-cache-dir gdown
!pip install torchvision --upgrade
!pip install torch efficientnet_pytorch
```

```
    Requirement already satisfied: charset-normalizer<4,>=2 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (fro
    Requirement already satisfied: idna<4,>=2.5 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from requests[s
    Requirement already satisfied: urllib3<3,>=1.21.1 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from requ
    Requirement already satisfied: certifi>=2017.4.17 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from requ
    Requirement already satisfied: PySocks!=1.5.7,>=1.5.6 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from
    Requirement already satisfied: torchvision in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (0.16.1)
    Requirement already satisfied: numpy in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from torchvision) (1.2
    Requirement already satisfied: requests in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from torchvision) (
    Requirement already satisfied: torch==2.1.1 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from torchvisio
    Requirement already satisfied: pillow!=8.3.*,>=5.3.0 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from t
    Requirement already satisfied: filelock in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from torch==2.1.1->
    Requirement already satisfied: typing-extensions in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from torch
    Requirement already satisfied: sympy in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from torch==2.1.1->tor
    Requirement already satisfied: networkx in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from torch==2.1.1->
    Requirement already satisfied: jinja2 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from torch==2.1.1->to
    Requirement already satisfied: fsspec in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from torch==2.1.1->to
    Requirement already satisfied: nvidia-cuda-nvrtc-cu12==12.1.105 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packa
    Requirement already satisfied: nvidia-cuda-runtime-cu12==12.1.105 in /usr/local/lib/python3.10/dist-pac
    Requirement already satisfied: nvidia-cuda-cupti-cu12==12.1.105 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packa
    Requirement already satisfied: nvidia-cudnn-cu12==8.9.2.26 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (
    Requirement already satisfied: nvidia-cublas-cu12==12.1.3.1 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages
    Requirement already satisfied: nvidia-cufft-cu12==11.0.2.54 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages
    Requirement already satisfied: nvidia-curand-cu12==10.3.2.106 in /usr/local/lib/python3.10/dist-package
    Requirement already satisfied: nvidia-cusolver-cu12==11.4.5.107 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packa
    Requirement already satisfied: nvidia-cusparse-cu12==12.1.0.106 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packa
    Requirement already satisfied: nvidia-nccl-cu12==2.18.1 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (fro
    Requirement already satisfied: nvidia-nvtx-cu12==12.1.105 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (f
    Requirement already satisfied: triton==2.1.0 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from torch==2.
    Requirement already satisfied: nvidia-nvjitlink-cu12 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from n
    Requirement already satisfied: charset-normalizer<4,>=2 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (fro
    Requirement already satisfied: idna<4,>=2.5 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from requests->
    Requirement already satisfied: urllib3<3,>=1.21.1 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from requ
    Requirement already satisfied: certifi>=2017.4.17 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from requ
    Requirement already satisfied: MarkupSafe>=2.0 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from jinja2-
    Requirement already satisfied: mpmath>=0.19 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from sympy->tor
    Requirement already satisfied: torch in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (2.1.1)
    Requirement already satisfied: efficientnet_pytorch in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (0.7.1)
    Requirement already satisfied: filelock in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from torch) (3.13.1
    Requirement already satisfied: typing-extensions in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from torch
    Requirement already satisfied: sympy in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from torch) (1.12)
    Requirement already satisfied: networkx in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from torch) (3.2.1)
    Requirement already satisfied: jinja2 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from torch) (3.1.2)
    Requirement already satisfied: fsspec in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from torch) (2023.6.0
    Requirement already satisfied: nvidia-cuda-nvrtc-cu12==12.1.105 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packa
    Requirement already satisfied: nvidia-cuda-runtime-cu12==12.1.105 in /usr/local/lib/python3.10/dist-pac
    Requirement already satisfied: nvidia-cuda-cupti-cu12==12.1.105 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packa
    Requirement already satisfied: nvidia-cudnn-cu12==8.9.2.26 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (
    Requirement already satisfied: nvidia-cublas-cu12==12.1.3.1 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages
    Requirement already satisfied: nvidia-cufft-cu12==11.0.2.54 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages
    Requirement already satisfied: nvidia-curand-cu12==10.3.2.106 in /usr/local/lib/python3.10/dist-package
    Requirement already satisfied: nvidia-cusolver-cu12==11.4.5.107 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packa
    Requirement already satisfied: nvidia-cusparse-cu12==12.1.0.106 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packa
    Requirement already satisfied: nvidia-nccl-cu12==2.18.1 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (fro
    Requirement already satisfied: nvidia-nvtx-cu12==12.1.105 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (f
    Requirement already satisfied: triton==2.1.0 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from torch) (2
    Requirement already satisfied: nvidia-nvjitlink-cu12 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from n
    Requirement already satisfied: MarkupSafe>=2.0 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from jinja2-
    Requirement already satisfied: mpmath>=0.19 in /usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from sympy->tor
```

Монтирование Вашего Google Drive к текущему окружению:

```
from google.colab import drive
drive.mount('/content/drive', force_remount=True)
```

```
Mounted at /content/drive
```

Константы, которые пригодятся в коде далее, и ссылки (gdrive идентификаторы) на предоставляемые наборы данных:

```
EVALUATE_ONLY = True
TEST_ON_LARGE_DATASET = True
TISSUE_CLASSES = ('ADI', 'BACK', 'DEB', 'LYM', 'MUC', 'MUS', 'NORM', 'STR', 'TUM')
DATASETS_LINKS = {
    'train': '1LghRTnXjI4uFS9vA6d18PqiEXmD5jMX3&export',
    'train_small': '1CCqpp8vt6UP2O57cJKVaOBlv1EqwCHZ5&export',
    'train_tiny': '1aXJPY3RsPDGbUtx4gecZxoGfHZow6AO0',
    'test': '1XQT3dJwxOy4kwWJjuLMHu2XWDxjh8b09',
    'test_small': '1inPVVNrRcpA9nqPWtGGRZDyS-7qLl-Ba',
    'test_tiny': '15LQAjWGnC4WZWjjOAMJV4D2HnGArNycO'
}
```

Импорт необходимых зависимостей:

```
from pathlib import Path
import numpy as np
from typing import List
from tqdm.notebook import tqdm
from time import sleep
from PIL import Image
import IPython.display
from sklearn.metrics import balanced_accuracy_score
import gdown
import torch
from torch.utils.data import Dataset, DataLoader
from torchvision import transforms
from PIL import Image
import numpy as np
import os
```

Класс Dataset

Предназначен для работы с наборами данных, обеспечивает чтение изображений и соответствующих меток, а также формирование пакетов (батчей). Была изменена url, для возможности скачивания с моего диска. И добавлены две функции, без которых модель не обучалась,одна возвращает размер датасета, другая возвращает изображения и его наименование, (дубыль) image_with_label так как библиотека вызывала именно **getitem**

```
class Dataset:

    def __init__(self, name, transform=None):
        self.name = name
        self.is_loaded = False
        url = f"https://drive.google.com/u/0/uc?id={DATASETS_LINKS[name]}&export=download"
        output = f'{name}.npz'
        gdown.download(url, output, quiet=False)
        print(f'Loading dataset {self.name} from npz.')
        np_obj = np.load(f'{name}.npz')
        self.images = np_obj['data']
        self.labels = np_obj['labels']
```

```
        self.n_files = self.images.shape[0]
        self.is_loaded = True
        self.transform = transform
        print(f'Done. Dataset {name} consists of {self.n_files} images.')

    def image(self, i):
        # read i-th image in dataset and return it as numpy array
        if self.is_loaded:
            return self.images[i, :, :, :]

    def images_seq(self, n=None):
        # sequential access to images inside dataset (is needed for testing)
        for i in range(self.n_files if not n else n):
            yield self.image(i)

    def random_image_with_label(self):
        # get random image with label from dataset
        i = np.random.randint(self.n_files)
        return self.image(i), self.labels[i]

    def random_batch_with_labels(self, n):
        # create random batch of images with labels (is needed for training)
        indices = np.random.choice(self.n_files, n)
        imgs = []
        for i in indices:
            img = self.image(i)
            imgs.append(self.image(i))
        logits = np.array([self.labels[i] for i in indices])
        return np.stack(imgs), logits

    def image_with_label(self, i: int):
        # return i-th image with label from dataset
        return self.image(i), self.labels[i]

    def __len__(self):
        return self.n_files

    def __getitem__(self, index):
        img, label = self.image_with_label(index)
        if self.transform:
            img = self.transform(img)

        return img, label
```

Пример использвания класса Dataset

Загрузим обучающий набор данных, получим произвольное изображение с меткой. После чего визуализируем изображение, выведем метку. В будущем, этот кусок кода можно закомментировать или убрать.

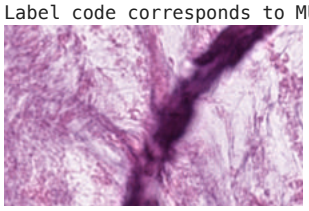
```
d_train_tiny = Dataset('train_tiny')

img, lbl = d_train_tiny.random_image_with_label()
print()
print(f'Got numpy array of shape {img.shape}, and label with code {lbl}.')
print(f'Label code corresponds to {TISSUE_CLASSES[lbl]} class.')

pil_img = Image.fromarray(img)
IPython.display.display(pil_img)
```

```
Downloading...
From (uriginal): https://drive.google.com/u/0/uc?id=1aXJPY3RsPDGbUtx4gecZxoGfHZow6AO0&export=download
From (redirected): https://drive.google.com/uc?id=1aXJPY3RsPDGbUtx4gecZxoGfHZow6AO0&export=download&conf
To: /content/train_tiny.npz
100%|██████████| 105M/105M [00:02<00:00, 38.6MB/s]
Loading dataset train_tiny from npz.
Done. Dataset train_tiny consists of 900 images.

Got numpy array of shape (224, 224, 3), and label with code 4.
Label code corresponds to MUC class.
```



Класс Metrics

Реализует метрики точности, используемые для оценивания модели:

1. точность,
2. сбалансированную точность.

```
class Metrics:

    @staticmethod
    def accuracy(gt: List[int], pred: List[int]):
        assert len(gt) == len(pred), 'gt and prediction should be of equal length'
        return sum(int(i[0] == i[1]) for i in zip(gt, pred)) / len(gt)

    @staticmethod
    def accuracy_balanced(gt: List[int], pred: List[int]):
        return balanced_accuracy_score(gt, pred)

    @staticmethod
    def print_all(gt: List[int], pred: List[int], info: str):
        print(f'metrics for {info}:')
        print('\t accuracy {:.4f}:'.format(Metrics.accuracy(gt, pred)))
        print('\t balanced accuracy {:.4f}:'.format(Metrics.accuracy_balanced(gt, pred)))
```

Класс Model

Класс, хранящий в себе всю информацию о модели.

Вам необходимо реализовать методы save, load для сохранения и заргрузки модели. Особенно актуально это будет во время тестирования на дополнительных наборах данных.

> *Пожалуйста, убедитесь, что сохранение и загрузка модели работает корректно. Для этого обучите модель, протестируйте, сохраните ее в файл, перезапустите среду выполнения, загрузите обученную модель из файла, вновь протестируйте ее на тестовой выборке и убедитесь в том, что получаемые метрики совпадают с полученными для тестовой выбрки ранее.*

Также, Вы можете реализовать дополнительные функции, такие как:

1. валидацию модели на части обучающей выборки;
2. использование кроссвалидации;
3. автоматическое сохранение модели при обучении;
4. загрузку модели с какой-то конкретной итерации обучения (если используется итеративное обучение);

5. вывод различных показателей в процессе обучения (например, значение функции потерь на каждой эпохе);
6. построение графиков, визуализирующих процесс обучения (например, график зависимости функции потерь от номера эпохи обучения);
7. автоматическое тестирование на тестовом наборе/наборах данных после каждой эпохи обучения (при использовании итеративного обучения);
8. автоматический выбор гиперпараметров модели во время обучения;
9. сохранение и визуализацию результатов тестирования;
10. Использование аугментации и других способов синтетического расширения набора данных (дополнительным плюсом будет обоснование необходимости и обоснование выбора конкретных типов аугментации)
11. и т.д.

Полный список опций и дополнений приведен в презентации с описанием задания.

При реализации дополнительных функций допускается добавление параметров в существующие методы и добавление новых методов в класс модели.

```
import cv2
import torch
import torch.nn as nn
from efficientnet_pytorch import EfficientNet
from torch.utils.data import DataLoader


class Model:


    def __init__(self):
        model_name = 'efficientnet-b6'
        self.model = EfficientNet.from_pretrained(model_name, num_classes=9)

    def save(self, name: str):
        model_path = f'/content/drive/MyDrive/{name}.pth'
        torch.save(model.state_dict(), model_path)

    def load(self, name: str):
        name_to_id_dict = {
            'best': '1jK1nYyaji-coAFcQMCW0Tkmlgk5TbZOr'
        }

        url = f"https://drive.google.com/u/0/uc?id={name_to_id_dict[name]}&export=download"
        output = f'{name}_efficientnet_model.pth'
        gdown.download(url, output, quiet=False)
        device = torch.device("cuda" if torch.cuda.is_available() else "cpu")
        state_dict = torch.load(output, map_location=device)
        self.model.load_state_dict(state_dict)
        self.model.eval()


    def train(self, dataset: Dataset):
        print(f'training started')

        train_dataset = dataset
        test_dataset = Dataset('test_small', transforms.Compose([transforms.ToTensor()]))
        train_loader = DataLoader(train_dataset, batch_size=32, shuffle=True)
        test_loader = DataLoader(test_dataset, batch_size=32, shuffle=True)
        device = torch.device("cuda" if torch.cuda.is_available() else "cpu")
        model_name = 'efficientnet-b6'
        model = EfficientNet.from_pretrained(model_name, num_classes=9)

        model.to(device)


        criterion = nn.CrossEntropyLoss()
        optimizer = torch.optim.Adam(model.parameters(), lr=0.001)

        num_epochs = 10
        for epoch in range(num_epochs):
            model.train()
            #print(type(train_loader))
            for inputs, labels in train_loader:
                inputs, labels = torch.tensor(inputs).to(device), torch.tensor(labels).to(device)

                optimizer.zero_grad()
                outputs = model(inputs)
                loss = criterion(outputs, labels)
                loss.backward()
                optimizer.step()

            model.eval()
            correct = 0
            total = 0
            with torch.no_grad():
                for inputs, labels in test_loader:
                    inputs, labels = torch.tensor(inputs).to(device), torch.tensor(labels).to(device)
```

```
                outputs = model(inputs)
                _, predicted = torch.max(outputs.data, 1)
                total += labels.size(0)
                correct += (predicted == labels).sum().item()

        accuracy = correct / total
        print(f'Epoch {epoch+1}/{num_epochs}, Loss: {loss.item():.4f}, Accuracy: {accuracy:.4f}')


        self.save(f'efficientnet_model_epoch_{epoch}')
    #model_path = '/content/drive/MyDrive/efficientnet_model.pth'
    #torch.save(model.state_dict(), 'efficientnet_model.pth')
    #torch.save(model.state_dict(), model_path)



def test_on_dataset(self, dataset: Dataset, limit=None):

    predictions = []
    n = dataset.n_files if not limit else int(dataset.n_files * limit)
    for img in tqdm(dataset.images_seq(n), total=n):
        predictions.append(self.test_on_image(img))
    return predictions

def test_on_image(self, img: np.ndarray):
    driveTemur = False
    if driveTemur:
        device = torch.device("cuda" if torch.cuda.is_available() else "cpu")
        model_path = '/content/drive/MyDrive/efficientnet_model.pth'
        state_dict = torch.load(model_path, map_location=torch.device(device))
        self.model.load_state_dict(state_dict)
        self.model.eval()

    transform = transforms.Compose([transforms.ToTensor()])
    input_tensor = transform(img).unsqueeze(0)

    with torch.no_grad():
        output = self.model(input_tensor)

    predicted_class = torch.argmax(output).item()

    return predicted_class
```

Классификация изображений

Используя введенные выше классы можем перейти уже непосредственно к обучению модели классификации изображений. Пример общего пайплайна решения задачи приведен ниже. Вы можете его расширять и улучшать. В данном примере используются наборы данных 'train_small' и 'test_small'.

```
d_train = Dataset('train_small', transforms.Compose([transforms.ToTensor()]))
d_test = Dataset('test', transforms.Compose([transforms.ToTensor()]))
```

```
Downloading...
From (uriginal): https://drive.google.com/u/0/uc?id=1CCqpp8vt6UP2O57cJKVaOBlv1EqwCHZ5&export=dow
From (redirected): https://drive.google.com/uc?id=1CCqpp8vt6UP2O57cJKVaOBlv1EqwCHZ5&export=downl
To: /content/train_small.npz
100%|██████████| 841M/841M [00:08<00:00, 95.0MB/s]
Loading dataset train_small from npz.
Done. Dataset train_small consists of 7200 images.
Downloading...
From (uriginal): https://drive.google.com/u/0/uc?id=1XQT3dJwxOy4kwWJjuLMHu2XWDxjh8b09&export=download
From (redirected): https://drive.google.com/uc?id=1XQT3dJwxOy4kwWJjuLMHu2XWDxjh8b09&export=download&con
To: /content/test.npz
100%|██████████| 525M/525M [00:06<00:00, 84.1MB/s]
```

```
    Loading dataset test from npz.
    Done. Dataset test consists of 4500 images.
```

```
model = Model()

if  EVALUATE_ONLY:
    model.train(d_train)
    #model.save('best')
else:
    #todo: your link goes here
    model.load('best')
```

```
    training started
    Downloading...
    From (uriginal): https://drive.google.com/u/0/uc?id=1inPVVNrRcpA9nqPWtGGRZDyS-7qLl-Ba&export=download
    From (redirected): https://drive.google.com/uc?id=1inPVVNrRcpA9nqPWtGGRZDyS-7qLl-Ba&export=download&con
    To: /content/test_small.npz
    100%|██████████| 211M/211M [00:00<00:00, 234MB/s]
    Loading dataset test_small from npz.
    Done. Dataset test_small consists of 1800 images.
    Loaded pretrained weights for efficientnet-b6
    <ipython-input-7-e9d670f694ab>:55: UserWarning: To copy construct from a tensor, it is recommended to u
      inputs, labels = torch.tensor(inputs).to(device), torch.tensor(labels).to(device)
    <ipython-input-7-e9d670f694ab>:68: UserWarning: To copy construct from a tensor, it is recommended to u
      inputs, labels = torch.tensor(inputs).to(device), torch.tensor(labels).to(device)
    Epoch 1/10, Loss: 0.1173, Accuracy: 0.8300
    Epoch 2/10, Loss: 0.0475, Accuracy: 0.9583
    Epoch 3/10, Loss: 0.1131, Accuracy: 0.9600
    Epoch 4/10, Loss: 0.0041, Accuracy: 0.9589
    Epoch 5/10, Loss: 0.0374, Accuracy: 0.9022
    Epoch 6/10, Loss: 0.0037, Accuracy: 0.9594
    Epoch 7/10, Loss: 0.0115, Accuracy: 0.9656
    Epoch 8/10, Loss: 0.0479, Accuracy: 0.9367
    Epoch 9/10, Loss: 0.4143, Accuracy: 0.9372
    Epoch 10/10, Loss: 0.0059, Accuracy: 0.9644
```

Пример тестирования модели на части набора данных:

```
# evaluating model on 10% of test dataset
model = Model()
pred_1 = model.test_on_dataset(d_test, limit=0.01)
Metrics.print_all(d_test.labels[:len(pred_1)], pred_1, '10% of test')
```

```
    Loaded pretrained weights for efficientnet-b6
    100%                                                45/45 [00:37<00:00, 1.42it/s]
    metrics for 10% of test:
             accuracy 0.9778:
             balanced accuracy 0.9778:
    /usr/local/lib/python3.10/dist-packages/sklearn/metrics/_classification.py:2184: UserWarning: y_pred cor
      warnings.warn("y_pred contains classes not in y_true")
```

Пример тестирования модели на полном наборе данных:

```
# evaluating model on full test dataset (may take time)
if TEST_ON_LARGE_DATASET:
    pred_2 = model.test_on_dataset(d_test)
    Metrics.print_all(d_test.labels, pred_2, 'test')
```

```
    100%                                                4500/4500 [58:28<00:00, 1.18it/s]
    metrics for test:
             accuracy 0.9640:
             balanced accuracy 0.9640:
```

Результат работы пайплайна обучения и тестирования выше тоже будет оцениваться. Поэтому не забудьте присылать на проверку ноутбук с выполненными ячейками кода с демонстрациями метрик обучения, графиками и т.п. В этом пайплайне Вам необходимо продемонстрировать работу всех реализованных дополнений, улучшений и т.п.

Настоятельно рекомендуется после получения пайплайна с полными результатами обучения экспортировать ноутбук в pdf (файл -> печать) и прислать этот pdf вместе с самим ноутбуком.

Тестирование модели на других наборах данных

Ваша модель должна поддерживать тестирование на других наборах данных. Для удобства, Вам предоставляется набор данных test_tiny, который представляет собой малую часть (2% изображений) набора test. Ниже приведен фрагмент кода, который будет осуществлять тестирование для оценивания Вашей модели на дополнительных тестовых наборах данных.

Прежде чем отсылать задание на проверку, убедитесь в работоспособности фрагмента кода ниже.

```
final_model = Model()
final_model.load('best')
d_test_tiny = Dataset('test_tiny')
#Если выходит ошибка name model not dif удалите коментарий
#pred = final_model.test_on_dataset(d_test_tiny)
pred = model.test_on_dataset(d_test_tiny)
Metrics.print_all(d_test_tiny.labels, pred, 'test-tiny')
```

```
Loaded pretrained weights for efficientnet-b6
Downloading...
From (uriginal): https://drive.google.com/u/0/uc?id=1jK1nYyaji-coAFcQMCW0Tkmlgk5TbZOr&export=download
From (redirected): https://drive.google.com/uc?id=1jK1nYyaji-coAFcQMCW0Tkmlgk5TbZOr&export=download&con
To: /content/best_efficientnet_model.pth
100%|██████████| 164M/164M [00:01<00:00, 159MB/s]
Downloading...
From: https://drive.google.com/u/0/uc?id=15LQAjWGnC4WZWjjOAMJV4D2HnGArNycO&export=download
To: /content/test_tiny.npz
100%|██████████| 10.6M/10.6M [00:00<00:00, 114MB/s]
Loading dataset test_tiny from npz.
Done. Dataset test_tiny consists of 90 images.
100%                                      90/90 [00:49<00:00, 1.63it/s]
metrics for test-tiny:
         accuracy 0.9444:
         balanced accuracy 0.9444:
```

Отмонтировать Google Drive.

```
drive.flush_and_unmount()
```

Дополнительные "полезности"

Ниже приведены примеры использования различных функций и библиотек, которые могут быть полезны при выполнении данного практического задания.

Измерение времени работы кода

Измерять время работы какой-либо функции можно легко и непринужденно при помощи функции timeit из соответствующего модуля:

```
import timeit

def factorial(n):
    res = 1
    for i in range(1, n + 1):
        res *= i
    return res


def f():
    return factorial(n=1000)

n_runs = 128
print(f'Function f is caluclated {n_runs} times in {timeit.timeit(f, number=n_runs)}s.')
```

Scikit-learn

Для использования "классических" алгоритмов машинного обучения рекомендуется использовать библиотеку scikit-learn (https://scikit-learn.org/stable/). Пример классификации изображений цифр из набора данных MNIST при помощи классификатора SVM:

```
# Standard scientific Python imports
import matplotlib.pyplot as plt

# Import datasets, classifiers and performance metrics
from sklearn import datasets, svm, metrics
from sklearn.model_selection import train_test_split

# The digits dataset
digits = datasets.load_digits()

# The data that we are interested in is made of 8x8 images of digits, let's
# have a look at the first 4 images, stored in the `images` attribute of the
# dataset.  If we were working from image files, we could load them using
# matplotlib.pyplot.imread.  Note that each image must have the same size. For these
# images, we know which digit they represent: it is given in the 'target' of
# the dataset.
_, axes = plt.subplots(2, 4)
images_and_labels = list(zip(digits.images, digits.target))
for ax, (image, label) in zip(axes[0, :], images_and_labels[:4]):
    ax.set_axis_off()
    ax.imshow(image, cmap=plt.cm.gray_r, interpolation='nearest')
    ax.set_title('Training: %i' % label)

# To apply a classifier on this data, we need to flatten the image, to
# turn the data in a (samples, feature) matrix:
n_samples = len(digits.images)
data = digits.images.reshape((n_samples, -1))

# Create a classifier: a support vector classifier
classifier = svm.SVC(gamma=0.001)

# Split data into train and test subsets
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(
    data, digits.target, test_size=0.5, shuffle=False)

# We learn the digits on the first half of the digits
classifier.fit(X_train, y_train)

# Now predict the value of the digit on the second half:
predicted = classifier.predict(X_test)

images_and_predictions = list(zip(digits.images[n_samples // 2:], predicted))
for ax, (image, prediction) in zip(axes[1, :], images_and_predictions[:4]):
    ax.set_axis_off()
    ax.imshow(image, cmap=plt.cm.gray_r, interpolation='nearest')
    ax.set_title('Prediction: %i' % prediction)

print("Classification report for classifier %s:\n%s\n"
      % (classifier, metrics.classification_report(y_test, predicted)))
disp = metrics.plot_confusion_matrix(classifier, X_test, y_test)
disp.figure_.suptitle("Confusion Matrix")
print("Confusion matrix:\n%s" % disp.confusion_matrix)

plt.show()
```

Scikit-image

Реализовывать различные операции для работы с изображениями можно как самостоятельно, работая с массивами numpy, так и используя специализированные библиотеки, например, scikit-image (https://scikit-image.org/). Ниже приведен пример использования Canny edge detector.

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from scipy import ndimage as ndi

from skimage import feature


# Generate noisy image of a square
im = np.zeros((128, 128))
im[32:-32, 32:-32] = 1

im = ndi.rotate(im, 15, mode='constant')
im = ndi.gaussian_filter(im, 4)
im += 0.2 * np.random.random(im.shape)

# Compute the Canny filter for two values of sigma
edges1 = feature.canny(im)
edges2 = feature.canny(im, sigma=3)

# display results
fig, (ax1, ax2, ax3) = plt.subplots(nrows=1, ncols=3, figsize=(8, 3),
                                    sharex=True, sharey=True)

ax1.imshow(im, cmap=plt.cm.gray)
ax1.axis('off')
ax1.set_title('noisy image', fontsize=20)

ax2.imshow(edges1, cmap=plt.cm.gray)
ax2.axis('off')
ax2.set_title(r'Canny filter, $\sigma=1$', fontsize=20)

ax3.imshow(edges2, cmap=plt.cm.gray)
ax3.axis('off')
ax3.set_title(r'Canny filter, $\sigma=3$', fontsize=20)
```

Tensorflow 2

Для создания и обучения нейросетевых моделей можно использовать фреймворк глубокого обучения Tensorflow 2. Ниже приведен пример простейшей нейроной сети, использующейся для классификации изображений из набора данных MNIST.

```
# Install TensorFlow

import tensorflow as tf

mnist = tf.keras.datasets.mnist

(x_train, y_train), (x_test, y_test) = mnist.load_data()
x_train, x_test = x_train / 255.0, x_test / 255.0

model = tf.keras.models.Sequential([
  tf.keras.layers.Flatten(input_shape=(28, 28)),
  tf.keras.layers.Dense(128, activation='relu'),
  tf.keras.layers.Dropout(0.2),
  tf.keras.layers.Dense(10, activation='softmax')
])

model.compile(optimizer='adam',
              loss='sparse_categorical_crossentropy',
```