

## ✓ Практическое задание №1

Установка необходимых пакетов:

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

```
Requirement already satisfied: gdown in /usr/local/lib/python3.12/dist-packages (5.2.0)
Requirement already satisfied: beautifulsoup4 in /usr/local/lib/python3.12/dist-packages (from gdown) (4.13.5)
Requirement already satisfied: filelock in /usr/local/lib/python3.12/dist-packages (from gdown) (3.20.0)
Requirement already satisfied: requests[socks] in /usr/local/lib/python3.12/dist-packages (from gdown) (2.32.4)
Requirement already satisfied: tqdm in /usr/local/lib/python3.12/dist-packages (from gdown) (4.67.1)
Requirement already satisfied: soupsieve>1.2 in /usr/local/lib/python3.12/dist-packages (from beautifulsoup4->gdown) (2.6)
Requirement already satisfied: typing-extensions>=4.0.0 in /usr/local/lib/python3.12/dist-packages (from beautifulsoup4->gdown) (4.12.0)
Requirement already satisfied: charset_normalizer<4,>=2 in /usr/local/lib/python3.12/dist-packages (from requests[socks]->gdown) (3.4.0)
Requirement already satisfied: idna<4,>=2.5 in /usr/local/lib/python3.12/dist-packages (from requests[socks]->gdown) (3.10.1)
Requirement already satisfied: urllib3<3,>=1.21.1 in /usr/local/lib/python3.12/dist-packages (from requests[socks]->gdown) (2.3.0)
Requirement already satisfied: certifi>=2017.4.17 in /usr/local/lib/python3.12/dist-packages (from requests[socks]->gdown) (2025.11.12)
Requirement already satisfied: PySocks!=1.5.7,>=1.5.6 in /usr/local/lib/python3.12/dist-packages (from requests[socks]->gdown) (1.7.1)
```

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 = False
TEST_ON_LARGE_DATASET = True
TISSUE_CLASSES = ('ADI', 'BACK', 'DEB', 'LYM', 'MUC', 'MUS', 'NORM', 'STR', 'TUM')
DATASETS_LINKS = {
    # 'train': '1XtQzVQ5XbrfxpLHJuL0XBGJ5U7CS-cLi',
    # 'train': '1QmmI0A_QC6jnp8BqOYSJANhlyI5411H0',
    'train_small': '1qd45xXfDwdZjktLFwQb-et-mAaFeCz0R',
    'train_tiny': '1I-2Z0uXLd4QwhZQQLtp817Kn3J0Xgbui',
    # 'test': '1RfPou3pFKpuHDJZ-D9XDFzgvwpUBF1Dr',
    'test': '1t6xvmolT7T63v9yy0cu2ztCArJKxDTS3',
    'test_small': '1wbRsog0n7uGIHIPGLhyN-PMET2kdQ2lI',
    'test_tiny': '1viiB0s041CNsAK4itvX8PnYthJ-MDnQc'
}
```

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
```

## ✓ Класс Dataset

Предназначен для работы с наборами данных, обеспечивает чтение изображений и соответствующих меток, а также формирование пакетов (батчей).

```
class Dataset:

    def __init__(self, name):
        self.name = name
```

```

self.is_loaded = False
#url = f"https://drive.google.com/uc?export=download&confirm=pbef&id={DATASETS_LINKS[name]}"
url = f'https://drive.google.com/uc?id={DATASETS_LINKS[name]}'
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
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]

```

## ➤ Пример использования 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.

↳ Скрыто 2 ячейки.

## ✓ Обёртка над Dataset для использования с PyTorch

```

# =====
# (Опционально) Обёртка над Dataset для использования с PyTorch
# =====

# ВНИМАНИЕ:
# Этот код нужен только тем, кто хочет решать задание с помощью PyTorch.
# Он показывает, как "подключить" наш Dataset к torch.utils.data.DataLoader.

try:
    import torch
    from torch.utils.data import Dataset as TorchDataset, DataLoader
    import torchvision.transforms as T
    from PIL import Image

    class HistologyTorchDataset(TorchDataset):
        """
        Обёртка над Dataset для использования с PyTorch.

        base_dataset: экземпляр Dataset('train'), Dataset('train_small'), etc.
        transform: функция/объект, преобразующий изображение (PIL.Image -> torch.Tensor).

        """

```

```

def __init__(self, base_dataset, transform=None):
    self.base = base_dataset
    # Минимальный transform по умолчанию:
    # np.uint8 [0, 255] -> float32 [0.0, 1.0]
    self.transform = transform or T.ToTensor()

def __len__(self):
    # Размер датасета
    return len(self.base.images)

def __getitem__(self, idx):
    """
    Возвращает (image_tensor, label) для PyTorch.
    image_tensor: torch.Tensor формы [3, H, W]
    label: int
    """
    img, label = self.base.image_with_label(idx) # img: np.ndarray (H, W, 3)
    img = Image.fromarray(img)                  # в PIL.Image
    img = self.transform(img)                    # в torch.Tensor
    return img, label

except ImportError:
    HistologyTorchDataset = None
    print("PyTorch / torchvision не найдены. Обёртка HistologyTorchDataset недоступна.")

```

## ➤ Пример использования класса HistologyTorchDataset

↳ Скрыта 1 ячейка.

## ▼ 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 загрузки 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 выборки 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 numpy as np
import torch
import torch.nn as nn
import torch.optim as optim
from torchvision.models import resnet50, ResNet50_Weights
from torchvision import transforms as T
from torch.utils.data import DataLoader
from PIL import Image

from tqdm import tqdm
from sklearn.metrics import f1_score
import gdown
import matplotlib.pyplot as plt

class Model:

    def __init__(self):
        self.device = torch.device("cuda" if torch.cuda.is_available() else "cpu")
        self.model = resnet50(weights=ResNet50_Weights.DEFAULT)
        self.model.fc = nn.Linear(self.model.fc.in_features, len(TISSUE_CLASSES))
        self.model.to(self.device)
        self.criterion = nn.CrossEntropyLoss()
        self.optimizer = torch.optim.Adam(self.model.parameters(), lr = 1e-4)
        self.epochs = 15
        self.best_f1 = 0.0

    def save(self, name: str):
        path = f"/content/drive/MyDrive/cmcmu/{name}.pth"
        torch.save(self.model.state_dict(), path)
        print(f"Model saved to {path}")

    def load(self, name: str):
        name_to_id_dict = {
            'best': '1HNF1d-Vh90BI3ghLtHAPkJiflo6l9s47',
            'latest': '1LX6VskPUgrvuuTmCfcjVDVK3FUrCJGnx'
        }
        output = f'{name}.pth'
        gdown.download(f'https://drive.google.com/uc?id={name_to_id_dict[name]}', output, quiet=False)
        self.model.load_state_dict(torch.load(output, map_location=self.device, weights_only=True))
        self.model = self.model.to(self.device)
        print(f"Model loaded from {output}")

    def train(self, dataset: Dataset):
        print(f'training started')
        #LBL11
        train_tf = T.Compose([
            T.Resize((224, 224)),
            T.RandomHorizontalFlip(),
            T.RandomVerticalFlip(),
            T.RandomRotation(25),
            T.ColorJitter(brightness=0.3, contrast=0.3, saturation=0.3),
            T.ToTensor(),
        ])

```

```

val_tf = T.Compose([
    T.Resize((224, 224)),
    T.ToTensor(),
])

#LBL1
val_size = int(len(dataset.images) * 0.1)
val_idx = np.random.choice(len(dataset.images), val_size, replace=False)
train_idx = np.setdiff1d(np.arange(len(dataset.images)), val_idx)

base_ds = HistologyTorchDataset(dataset)
base_ds.transform = train_tf
train_ds = torch.utils.data.Subset(base_ds, train_idx)
val_ds = HistologyTorchDataset(dataset, transform=val_tf)
val_ds = torch.utils.data.Subset(val_ds, val_idx)
train_loader = DataLoader(train_ds, batch_size=32, shuffle=True)
val_loader = DataLoader(val_ds, batch_size=32, shuffle=False)

losses = []
f1_scores = []
self.model.train()

for epoch in range(1, self.epochs + 1):
    loss_sum = 0.0
    for xb, yb in train_loader:
        xb = xb.to(self.device)
        yb = yb.to(self.device)
        self.optimizer.zero_grad()
        logits = self.model(xb)
        loss = self.criterion(logits, yb)
        loss.backward()
        self.optimizer.step()
        loss_sum += loss.item()
    epoch_loss = loss_sum / len(train_loader)
    losses.append(epoch_loss)

#LBL5
print(f"[Epoch {epoch}/{self.epochs}], loss={epoch_loss:.4f}")
f1 = self._validate_loader(val_loader)
f1_scores.append(f1)
print(f"[Epoch {epoch}] validation F1={f1:.4f}")

#LBL3
self.save('latest')
if f1 > self.best_f1:
    self.best_f1 = f1
    self.save('best')
print(f'training done')

#LBL6
plt.figure(figsize=(6,4))
plt.plot(losses, marker='o')
plt.title("Training Loss per Epoch (ResNet50)")
plt.xlabel("Epoch")
plt.ylabel("Loss")
plt.grid(True)
plt.show()

plt.figure(figsize=(6, 4))
plt.plot(f1_scores, marker='o', color='green')
plt.title("Validation F1 per Epoch")
plt.xlabel("Epoch")
plt.ylabel("F1 Score")
plt.grid(True)
plt.show()

def _validate_loader(self, val_loader):
    self.model.eval()
    preds, gts = [], []

    with torch.no_grad():
        for xb, yb in val_loader:
            xb = xb.to(self.device)
            logits = self.model(xb)
            y_pred = torch.argmax(logits, dim=1).cpu().numpy()
            preds.extend(y_pred)

```

```

        gts.extend(yb.numpy())

    return f1_score(gts, preds, average="macro")

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):
    self.model.eval()

    t = T.Compose([
        T.Resize((224, 224)),
        T.ToTensor(),
    ])

    pil = Image.fromarray(img)
    tensor = t(pil).unsqueeze(0).to(self.device)

    with torch.no_grad():
        logits = self.model(tensor)
        prediction = torch.argmax(logits, 1).item()

    return prediction

```

## ✓ 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')
d_test = Dataset('test')

```

```

Downloading...
From (original): https://drive.google.com/uc?id=1QmmI0A\_QC6jnp8BqOYSJANhlyI5411H0
From (redirected): https://drive.google.com/uc?id=1QmmI0A\_QC6jnp8BqOYSJANhlyI5411H0&confirm=t&uuid=f06b33b2-0ef2-4
To: /content/train.npz
100%|██████████| 2.10G/2.10G [00:37<00:00, 56.7MB/s]
Loading dataset train from npz.
Done. Dataset train consists of 18000 images.
Downloading...
From (original): https://drive.google.com/uc?id=1t6xvm01T7T63v9yy0cu2ztCArJKxDTS3
From (redirected): https://drive.google.com/uc?id=1t6xvm01T7T63v9yy0cu2ztCArJKxDTS3&confirm=t&uuid=972c989a-8352-4
To: /content/test.npz
100%|██████████| 525M/525M [00:09<00:00, 55.1MB/s]
Loading dataset test from npz.
Done. Dataset test consists of 4500 images.

```

```

model = Model()
if not EVALUATE_ONLY:
    model.train(d_train)
    model.save('latest')
else:
    #todo: your link goes here
    model.load('best')

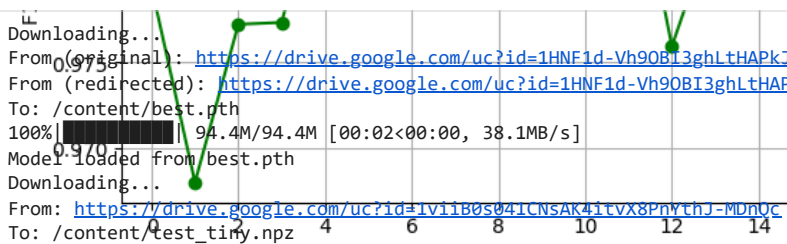
```







```
d_test_tiny = Dataset('test_tiny')
pred = final_model.test_on_dataset(d_test_tiny)
Metrics.print_all(d_test_tiny.labels, pred, 'test-tiny')
```



```
Downloading...
From (original): https://drive.google.com/uc?id=1HNF1d-Vh90BI3ghLtHAPkTiflo6l9s47
From (redirected): https://drive.google.com/uc?id=1HNF1d-Vh90BI3ghLtHAPkTiflo6l9s47&confirm=t&uuid=2a727023-ec97-4
To: /content/best.pth
100%|██████████| 94.4M/94.4M [00:02<00:00, 38.1MB/s]
Model loaded from best.pth
Downloading...
From: https://drive.google.com/uc?id=1v11B0s041CNSAK4itvx8PnythJ-MDnOc
To: /content/test_tiny.npz
100%|██████████| 10.6M/10.6M [00:00<00:00, 60.9MB/s]
Epoch: 0
Loading dataset from Drive/cmcmsu/latest.pth
Done. Dataset test_tiny consists of 90 images.
100%|██████████| 90/90 [00:18<00:00, 4.83it/s]metrics for test-tiny:
    accuracy 0.9667:
    balanced accuracy 0.9667:
```

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:

↳ Скрыта 1 ячейка.

### › 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:

↳ Скрыта 1 ячейка.

### › 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.

↳ Скрыта 1 ячейка.

### › Tensorflow 2

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

↳ Скрыто 4 ячейки.

## > PyTorch

↳ Скрыта 1 ячейка.

### Дополнительные ресурсы по PyTorch

- **Официальные tutorиалы PyTorch** — <https://pytorch.org/tutorials/>
- **“Deep Learning with PyTorch: 60-Minute Blitz”** — [https://pytorch.org/tutorials/beginner/deep\\_learning\\_60min\\_blitz.html](https://pytorch.org/tutorials/beginner/deep_learning_60min_blitz.html)
- **Transfer Learning for Computer Vision** — [https://pytorch.org/tutorials/beginner/transfer\\_learning\\_tutorial.html](https://pytorch.org/tutorials/beginner/transfer_learning_tutorial.html)
- **PyTorch Get Started (установка)** — <https://pytorch.org/get-started/locally/>
- **Dive into Deep Learning (D2L, глава PyTorch)** — [https://d2l.ai/chapter\\_preliminaries/index.html](https://d2l.ai/chapter_preliminaries/index.html)
- **Fast.ai — Practical Deep Learning for Coders** — <https://course.fast.ai/>
- **Learn PyTorch.io (Zero to Mastery)** — <https://www.learnpytorch.io/>

## Numba

В некоторых ситуациях, при ручных реализациях графовых алгоритмов, выполнение многократных вложенных циклов for в python можно существенно ускорить, используя JIT-компилятор Numba (<https://numba.pydata.org/>). Примеры использования Numba в Google Colab можно найти тут:

1. [https://colab.research.google.com/github/cbernet/maldives/blob/master/numba/numba\\_cuda.ipynb](https://colab.research.google.com/github/cbernet/maldives/blob/master/numba/numba_cuda.ipynb)
2. [https://colab.research.google.com/github/evaneschneider/parallel-programming/blob/master/COMPASS\\_gpu\\_intro.ipynb](https://colab.research.google.com/github/evaneschneider/parallel-programming/blob/master/COMPASS_gpu_intro.ipynb)

Пожалуйста, если Вы решили использовать Numba для решения этого практического задания, еще раз подумайте, нужно ли это Вам, и есть ли возможность реализовать требуемую функциональность иным способом. Используйте Numba только при реальной необходимости.

## ✓ Работа с zip архивами в Google Drive

Запаковка и распаковка zip архивов может пригодиться при сохранении и загрузки Вашей модели. Ниже приведен фрагмент кода, иллюстрирующий помещение нескольких файлов в zip архив с последующим чтением файлов из него. Все действия с директориями, файлами и архивами должны осуществляться с примонтированным Google Drive.

Создадим 2 изображения, поместим их в директорию tmp внутри PROJECT\_DIR, запакуем директорию tmp в архив tmp.zip.

```
PROJECT_DIR = "/dev/prak_nn_1/"
arr1 = np.random.rand(100, 100, 3) * 255
arr2 = np.random.rand(100, 100, 3) * 255

img1 = Image.fromarray(arr1.astype('uint8'))
img2 = Image.fromarray(arr2.astype('uint8'))

p = "/content/drive/MyDrive/" + PROJECT_DIR

if not (Path(p) / 'tmp').exists():
    (Path(p) / 'tmp').mkdir()

img1.save(str(Path(p) / 'tmp' / 'img1.png'))
img2.save(str(Path(p) / 'tmp' / 'img2.png'))

%cd $p
!zip -r "tmp.zip" "tmp"
```

Распакуем архив tmp.zip в директорию tmp2 в PROJECT\_DIR. Теперь внутри директории tmp2 содержится директория tmp, внутри которой находятся 2 изображения.

```
p = "/content/drive/MyDrive/" + PROJECT_DIR
%cd $p
!unzip -uq "tmp.zip" -d "tmp2"
```

