

#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/python3.10/dist-packages (5.2.0)
Requirement already satisfied: beautifulsoup4 in
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from gdown) (4.12.3)
Requirement already satisfied: filelock in
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from gdown) (3.16.1)
Requirement already satisfied: requests[socks] in
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from gdown) (2.32.3)
Requirement already satisfied: tqdm in /usr/local/lib/python3.10/dist-
packages (from gdown) (4.66.6)
Requirement already satisfied: soupsieve>1.2 in
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from beautifulsoup4->gdown)
(2.6)
Requirement already satisfied: charset-normalizer<4,>=2 in
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from requests[socks]->gdown)
(3.4.0)
Requirement already satisfied: idna<4,>=2.5 in
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from requests[socks]->gdown)
(3.10)
Requirement already satisfied: urllib3<3,>=1.21.1 in
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from requests[socks]->gdown)
(2.2.3)
Requirement already satisfied: certifi>=2017.4.17 in
/usr/local/lib/python3.10/dist-packages (from requests[socks]->gdown)
(2024.8.30)
Requirement already satisfied: PySocks!=1.5.7,>=1.5.6 in
/usr/local/lib/python3.10/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': '1JFaqaH7QY5PiWUcXzVkQl7H195P-EQVG',
    'train_small': '1qd45xXfDwdZjktLFwQb-et-mAaFeCz0R',
    'train_tiny': '1I-2Z0uXLd4QwhZQqltp817Kn3J0Xgbui',
    'test': '1UW309J4bP70EQZKRKPQvBuEqL_kjhadQ',
    'test_small': '1wbRsog0n7uGlHIPGLhyN-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
import torch
import torch.nn as nn
import torch.optim as optim
from torch.utils.data import DataLoader, TensorDataset
import torchvision.transforms as transforms
```

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]}"
        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.

```

d_train_tiny = Dataset('train')

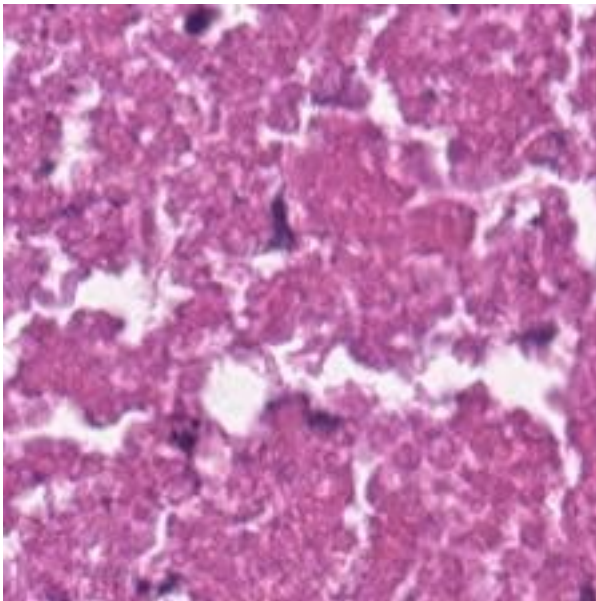
img, lbl = d_train_tiny.random_image_with_label()
print()
print(f'Got numpy array of shape {img.shape}, and label with code
{lbl}.')
print(f'Label code corresponds to {TISSUE_CLASSES[lbl]} class.')
```

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

Downloading...
From: https://drive.google.com/uc?
export=download&confirm=pbef&id=1JFaqaH7QY5PiWUcXzVkQl7H195P-EQVG
To: /content/train.npz
100%|██████████| 2.10G/2.10G [00:31<00:00, 66.8MB/s]

Loading dataset train from npz.
Done. Dataset train consists of 18000 images.

Got numpy array of shape (224, 224, 3), and label with code 2.
Label code corresponds to DEB 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 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 torch
import torch.nn as nn
import torch.optim as optim
from torchvision import models, transforms
from torch.utils.data import DataLoader, Dataset as TorchDataset
from tqdm import tqdm
from PIL import Image
import numpy as np

class Model:
    def __init__(self, learning_rate=0.004, batch_size=32,
num_epochs=10, weight_decay=1e-4):
        #LBL1: Инициализация гиперпараметров
        self.learning_rate = learning_rate
        self.batch_size = batch_size
        self.num_epochs = num_epochs
        self.weight_decay = weight_decay

        self.device = torch.device("cuda" if torch.cuda.is_available()
else "cpu")
        #LBL2: Инициализация модели MobileNetV2
        self.model =
models.mobilenet_v2(weights=models.MobileNet_V2_Weights.IMAGENET1K_V1)
        in_features = self.model.classifier[1].in_features
        self.model.classifier[1] = nn.Linear(in_features, 9) # 9
классов
        self.model = self.model.to(self.device)
        #LBL3: Настройка функции потерь оптимизатора и планировщика
скорости обучения
        self.criterion = nn.CrossEntropyLoss()
        self.optimizer = optim.SGD(
            self.model.parameters(),
            lr=self.learning_rate,
            momentum=0.9,
            weight_decay=self.weight_decay
        )

        self.scheduler =
torch.optim.lr_scheduler.StepLR(self.optimizer, step_size=5,
gamma=0.1)

        #LBL4: Настройка увеличения данных обучения и тестирования
        self.train_transforms = transforms.Compose([
            transforms.RandomHorizontalFlip(),
            transforms.RandomRotation(10),
            transforms.ColorJitter(brightness=0.2, contrast=0.2,
```

```

saturation=0.2),
    transforms.RandomResizedCrop((224, 224), scale=(0.8,
1.0)),
    transforms.RandomGrayscale(p=0.1),
    transforms.ToTensor(),
    transforms.Normalize(mean=[0.485, 0.456, 0.406],
std=[0.229, 0.224, 0.225])),
    ])
    self.test_transforms = transforms.Compose([
    transforms.Resize((224, 224)),
    transforms.ToTensor(),
    transforms.Normalize(mean=[0.485, 0.456, 0.406],
std=[0.229, 0.224, 0.225])),
    ])

    def save(self, name: str):
        torch.save(self.model.state_dict(), f"{name}.pth")

    def load(self, name: str):
        self.model.load_state_dict(torch.load(f"{name}.pth",
map_location=self.device))
        self.model.to(self.device)
#LBL5: Обучение модели с использованием набора данных PyTorch.
    def train(self, dataset):
        class PyTorchDataset(TorchDataset):
            def __init__(self, dataset, transform=None):
                self.dataset = dataset
                self.transform = transform

            def __len__(self):
                return self.dataset.n_files

            def __getitem__(self, idx):
                image, label = self.dataset.image_with_label(idx)
                image = Image.fromarray(image)
                if self.transform:
                    image = self.transform(image)
                return image, label

        train_data = PyTorchDataset(dataset,
transform=self.train_transforms)
        train_loader = DataLoader(train_data,
batch_size=self.batch_size, shuffle=True, num_workers=4)

        self.model.train()
        best_accuracy = 0.0

        for epoch in range(self.num_epochs):
            epoch_loss = 0.0
            correct = 0

```

```

        total = 0
        #LBL6: Цикл обучения
        progress_bar = tqdm(train_loader, desc=f"Epoch
{epoch+1}/{self.num_epochs}", unit="batch")
        for images, labels in progress_bar:
            images, labels = images.to(self.device),
labels.to(self.device)

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

            epoch_loss += loss.item()
            _, predicted = torch.max(outputs, 1)
            correct += (predicted == labels).sum().item()
            total += labels.size(0)

        progress_bar.set_postfix(loss=loss.item(),
accuracy=100 * correct / total)

        epoch_accuracy = 100 * correct / total
        print(f"Epoch {epoch+1}: Loss = {epoch_loss:.4f}, Accuracy
= {epoch_accuracy:.2f}%")
        #LBL7: Сохраняет лучшую модель основанную на точности
        if epoch_accuracy > best_accuracy:
            best_accuracy = epoch_accuracy
            self.save("best_model")
            print(f"New best model saved with accuracy:
{best_accuracy:.2f}%")

        self.scheduler.step()

    def test_on_dataset(self, 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):
        self.model.eval()

        if len(img.shape) == 2 or img.shape[-1] == 1:
            img = np.stack([img] * 3, axis=-1)

        img_pil = Image.fromarray(img).convert("RGB")
        img_tensor =

```



```
self.test_transforms(img_pil).unsqueeze(0).to(self.device)

    with torch.no_grad():
        output = self.model(img_tensor)
        _, predicted_class = torch.max(output, 1)

    return predicted_class.item()
```

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: https://drive.google.com/uc?
export=download&confirm=pbef&id=1JFaqaH7QY5PiWUcXzVkQl7H195P-EQVG
To: /content/train.npz
100%|██████████| 2.10G/2.10G [00:22<00:00, 93.6MB/s]

Loading dataset train from npz.
Done. Dataset train consists of 18000 images.

Downloading...
From: https://drive.google.com/uc?
export=download&confirm=pbef&id=1UW309J4bP70EQZKRKPQvBuEqL_kjhadQ
To: /content/test.npz
100%|██████████| 525M/525M [00:05<00:00, 88.6MB/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')
```

```
<ipython-input-9-d451b9731399>:56: FutureWarning: You are using
`torch.load` with `weights_only=False` (the current default value),
which uses the default pickle module implicitly. It is possible to
construct malicious pickle data which will execute arbitrary code
during unpickling (See
https://github.com/pytorch/pytorch/blob/main/SECURITY.md#untrusted-
models for more details). In a future release, the default value for
`weights_only` will be flipped to `True`. This limits the functions
that could be executed during unpickling. Arbitrary objects will no
longer be allowed to be loaded via this mode unless they are
explicitly allowlisted by the user via
`torch.serialization.add_safe_globals`. We recommend you start setting
`weights_only=True` for any use case where you don't have full control
of the loaded file. Please open an issue on GitHub for any issues
related to this experimental feature.
  self.model.load_state_dict(torch.load(f"{name}.pth",
map_location=self.device))
```

Пример тестирования модели на части набора данных:

```
# evaluating model on 10% of test dataset
pred_1 = model.test_on_dataset(d_test, limit=0.1)
Metrics.print_all(d_test.labels[:len(pred_1)], pred_1, '10% of test')

100%|██████████| 450/450 [00:38<00:00, 11.65it/s]

metrics for 10% of test:
  accuracy 1.0000:
  balanced accuracy 1.0000:

/usr/local/lib/python3.10/dist-packages/sklearn/metrics/_classification.py:409: UserWarning: A single label was found in 'y_true' and
'y_pred'. For the confusion matrix to have the correct shape, use the
'labels' parameter to pass all known labels.
  warnings.warn(
```

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 [03:46<00:00, 19.87it/s]
```

```
metrics for test:
  accuracy 0.9893:
  balanced accuracy 0.9893:
```

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')
pred = model.test_on_dataset(d_test_tiny)
Metrics.print_all(d_test_tiny.labels, pred, 'test')
```

```
<ipython-input-9-d451b9731399>:56: FutureWarning: You are using
`torch.load` with `weights_only=False` (the current default value),
which uses the default pickle module implicitly. It is possible to
construct malicious pickle data which will execute arbitrary code
during unpickling (See
https://github.com/pytorch/pytorch/blob/main/SECURITY.md#untrusted-models
for more details). In a future release, the default value for
`weights_only` will be flipped to `True`. This limits the functions
that could be executed during unpickling. Arbitrary objects will no
longer be allowed to be loaded via this mode unless they are
explicitly allowlisted by the user via
`torch.serialization.add_safe_globals`. We recommend you start setting
`weights_only=True` for any use case where you don't have full control
of the loaded file. Please open an issue on GitHub for any issues
related to this experimental feature.
```

```
self.model.load_state_dict(torch.load(f"{name}.pth",
map_location=self.device))
Downloading...
```

```
From: https://drive.google.com/uc?
export=download&confirm=pbef&id=lviiB0s041CNsAK4itvX8PnYthJ-MDnQc
To: /content/test_tiny.npz
100%|██████████| 10.6M/10.6M [00:00<00:00, 137MB/s]

Loading dataset test_tiny from npz.
Done. Dataset test_tiny consists of 90 images.

100%|██████████| 90/90 [00:03<00:00, 28.17it/s]

metrics for test:
  accuracy 1.0000:
  balanced accuracy 1.0000:
```

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)

fig.tight_layout()

plt.show()

```

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.

```

# 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',
              metrics=['accuracy'])

model.fit(x_train, y_train, epochs=5)

model.evaluate(x_test, y_test, verbose=2)

```

Для эффективной работы с моделями глубокого обучения убедитесь в том, что в текущей среде Google Colab используется аппаратный ускоритель GPU или TPU. Для смены среды выберите "среда выполнения" -> "сменить среду выполнения".

Большое количество tutorиалов и примеров с кодом на Tensorflow 2 можно найти на официальном сайте <https://www.tensorflow.org/tutorials?hl=ru>.

Также, Вам может понадобиться написать собственный генератор данных для Tensorflow 2. Скорее всего он будет достаточно простым, и его легко можно будет реализовать, используя официальную документацию TensorFlow 2. Но, на всякий случай (если не удалось сразу разобраться или хочется вникнуть в тему более глубоко), можете посмотреть следующий отличный tutorial: <https://stanford.edu/~shervine/blog/keras-how-to-generate-data-on-the-fly>.

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
2. https://colab.research.google.com/github/evanschneider/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"
```