Курс «Глубокое обучение в компьютерном зрении»

Урок 6. Metric learning

Практическое задание 6

Обучить сиамскую сеть для верификации лиц на датасете LFW Библиотеки: [Python, Tensorflow]

Выполнил Соковнин ИЛ

За основу взят файл 6_Embeddings.ipynb из 6 занятия.

Labeled Faces in the Wild (LFW)

http://vis-www.cs.umass.edu/lfw/ (http://vis-www.cs.umass.edu/lfw/)

https://scikit-learn.org/0.24/datasets/real_world.html#labeled-faces-in-the-wild-dataset (https://scikit-learn.org/0.24/datasets/real_world.html#labeled-faces-in-the-wild-dataset)

Information:
13233 images
5749 people
1680 people with two or more images

LFW deep funneled images

B [4]: | %tensorflow_version 2.x

Colab only includes TensorFlow 2.x; %tensorflow_version has no effect.

```
B [5]: %matplotlib inline
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
import pathlib
import tensorflow as tf
```

```
B [6]: gpu_devices = tf.config.experimental.list_physical_devices('GPU')
for device in gpu_devices:
    tf.config.experimental.set_memory_growth(device, True)
```

Загрузка датасета LFW

```
B [13]: train_ds = tf.keras.preprocessing.image_dataset_from_directory(
           data_dir,
           validation_split=0.2,
           subset="training",
           seed=123,
           image_size=(img_height, img_width),
           batch_size=batch_size)
         Found 13233 files belonging to 5749 classes.
         Using 10587 files for training.
 B [14]: data_dir
Out[14]: PosixPath('/root/.keras/datasets/lfw')
 B [15]: val_ds = tf.keras.preprocessing.image_dataset_from_directory(
           data_dir,
           validation_split=0.2,
           subset="validation",
           seed=123,
           image_size=(img_height, img_width),
           batch_size=batch_size)
         Found 13233 files belonging to 5749 classes.
         Using 2646 files for validation.
 B [16]: | class_names = train_ds.class_names
         print(class_names[:10])
         ['AJ_Cook', 'AJ_Lamas', 'Aaron_Eckhart', 'Aaron_Guiel', 'Aaron_Patterson', 'Aaron_Peirsol', 'Aaron_Pena', 'Aaron_Sorki
         n', 'Aaron_Tippin', 'Abba_Eban']
         Визуализация датасета LFW
B [145]: import matplotlib.pyplot as plt
         plt.figure(figsize=(10, 10))
         for images, labels in train_ds.take(1):
           for i in range(12):
             ax = plt.subplot(4, 4, i + 1)
             plt.imshow(images[i].numpy().astype("uint8"))
             plt.title(f'{class_names[labels[i]]}/{labels[i]}')
             plt.axis("off")
                               Brandon_Webb/659Christine_Todd_Whitman/9746nastasia_Myskina/243
            Zach_Parise/5719
```







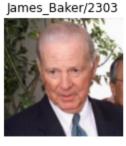
Lars_Burgsmuller/3197 Elizabeth_Smart/1547











Jayne_Yarris/2448

```
B [251]: x_list= [2132, 5230, 2325, 1805, 353, 2941, 1404, 3303, 2970, 561, 461, 2506,
                 2473, 595, 4773, 2545, 4789, 210, 2697, 5565, 4963, 1852]
         image_list = []
```

```
B [211]: # Отверём картинки для тестирования
plt.figure(figsize=(10, 10))
for images, labels in train_ds.take(1):
    for i in range(16):
        if labels[i].numpy() in label_list: # 2303 - 'James_Baker':
            print(class_names[labels[i]], labels[i].numpy(), tf.rank(labels[i]).numpy()) # Получить значение и ранг
        image_list.append(images[i])

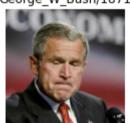
        ax = plt.subplot(4, 4, i + 1)
        plt.imshow(images[i].numpy().astype("uint8"))
        plt.title(f'(class_names[labels[i]])/{labels[i]}')
        plt.axis("off")

len(image_list)

George_W_Bush 1871 0
George_W_Bush 1871 0
George_W_Bush 1871 0
George_W_Bush 1871 0
```

Out[211]: 4

George_W_Bush/1871



George_W_Bush/1871



George W Bush/1871



Подготовка данных.

```
B [18]: # BATCH_SIZE = 64
# INP_SIZE = 128

# def prepare(label, img):
    img = tf.cast(img, tf.float32)/255.
# return tf.image.resize(img, (INP_SIZE, INP_SIZE)), label

# train_ds = train_ds.shuffle(buffer_size=1000)
# train_ds = train_ds.map(prepare)
# train_ds = train_ds.batch(BATCH_SIZE, drop_remainder=True)

# test_ds = test_ds.map(prepare)
# test_ds = test_ds.batch(128, drop_remainder=True)
```

Построение модели.

```
B [44]: EMB SIZE = 64
        # Хотим получить embeding-вектор размерности dim=64, на выходе нашей сети.
        model = tf.keras.models.Sequential([
            tf.keras.layers.experimental.preprocessing.Rescaling(1./255.0),
            tf.keras.layers.Conv2D(32, (5, 5), padding='same', activation='relu'),
            tf.keras.layers.MaxPool2D((2, 2), (2, 2)),
            tf.keras.layers.Conv2D(64, (5, 5), padding='same', activation='relu'),
            tf.keras.layers.MaxPool2D((2, 2), (2, 2)),
            tf.keras.layers.Flatten(),
            tf.keras.layers.Dense(256, activation='relu'),
            tf.keras.layers.Dropout(0.5), # Спасаемся от переобучения
            # В конце нам нужно получить не метку класса,
            # а некоторый вектор размерности 64 (EMB_SIZE=64)
            # Поэтому функция активации не нужна.
            tf.keras.layers.Dense(EMB_SIZE, activation=None),
        ])
```

```
B [45]: # model.summary() # Error: модель ещё не построена
```

Contrastive Loss

Определяется для пары объектов

```
В [150]: # MARGIN - условное расстояние,
         # на которое мы хотим разнести наши классы в embeding-пространстве
         MARGIN = 10.0
         # У нас есть embeding-и для цифр (объектов, картинок) и
         # правильные ответы - классы (Labels)
         def contastive_loss(embs, labels):
           try:
             bs = embs.shape[0] # Наш batchsize, разбиваем его на 2
             embs1 = embs[:bs//2, :] # 1-я половина embedding-ов (32 вектора)
             embs2 = embs[bs//2:, :] # 2-я половина embedding-ов (32 вектора)
             # То хе самое делаем с классами
             labels1 = labels[:bs//2]
             labels2 = labels[bs//2:]
             # Образуем пары (1, 33), (2, 34), ..., (32, 64)
             # Получаем 32 разности векторов, возводим поэлементно в квадрат и
             # суммируем вдоль 1-го измерения (0-е (batch) измерение оставляем как есть)
             # т.е. суммируем по 64 элементам - получаем 32 квадрата расстояний d2
             d2 = tf.reduce_sum(tf.square(embs1 - embs2), axis=1)
             # Получаем batch из 32 расстояний
             d = tf.sqrt(d2)
             # Индикатор z показывает близки 2 объекта в паре или далеки
             # Если объекты принадлежат 1 классу они близки
             z = tf.cast(labels1 == labels2, tf.float32) # Список из 32 bool-ан значений (true/false)
             \# z = 1 или 0 (z - 32d - \theta e \kappa mop)
           except Exception as ex:
             print('>',embs1)
             print('>',embs2)
             print(ex)
             # Получаем 32 значения для contastive Loss для каждой из пар
             # И усредняя по batch-у получаем скаляр,
             # который характеризует contastive loss для целого batch-a
           return tf.reduce_mean(z * d2 + (1-z) * tf.maximum(0, MARGIN - d)**2)
```

Подготовка к обучению

```
B [151]: BATCH_SIZE = 32
NUM_EPOCHS = 3

B [152]: LEARNING_RATE = 0.001
optimizer = tf.keras.optimizers.Adam(LEARNING_RATE)
```

Обучение модели

```
B [153]: %%time
         for epoch in range(NUM_EPOCHS):
             for iteration, (images, labels) in enumerate(train_ds):
                 if(len(labels)\%2 > 0): # на последней операции в эпохе возникает ошивка. из-за того что к-во элементов в батче и
                         labels = labels[:-1]
                         images = images[:-1]
                 # Forward
                 with tf.GradientTape() as tape:
                     embs = model(images)
                     loss_value = contastive_loss(embs, labels)
                 # Backward
                 grads = tape.gradient(loss_value, model.variables)
                 optimizer.apply_gradients(zip(grads, model.variables))
                 if iteration % 100 == 0:
                     print('[{}/{}] Loss: {}'.format(epoch,iteration, loss_value.numpy()))
         [0/0] Loss: 12.51218318939209
         [0/100] Loss: 0.0
         [0/200] Loss: 0.0
         [0/300] Loss: 0.0
         [1/0] Loss: 0.0
         [1/100] Loss: 0.0
         [1/200] Loss: 2.1252598762512207
         [1/300] Loss: 0.14804311096668243
         [2/0] Loss: 0.0
         [2/100] Loss: 0.0
         [2/200] Loss: 0.15885543823242188
         [2/300] Loss: 0.0
         CPU times: user 1min 17s, sys: 3.96 s, total: 1min 21s
         Wall time: 1min 24s
 B [27]: model.summary()
```

Model: "sequential"

Non-trainable params: 0

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 180, 180, 32)	2432
<pre>max_pooling2d (MaxPooling2D)</pre>	(None, 90, 90, 32)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 90, 90, 64)	51264
<pre>max_pooling2d_1 (MaxPooling 2D)</pre>	(None, 45, 45, 64)	0
flatten (Flatten)	(None, 129600)	0
dense (Dense)	(None, 256)	33177856
dropout (Dropout)	(None, 256)	0
dense_1 (Dense)	(None, 64)	16448
Total params: 33,248,000 Trainable params: 33,248,000		=======

Получение эмбеддингов для тестовой выборки

```
B [154]: images, labels = next(iter(val_ds))
```

```
B [155]: %%time
          test_embs=[]
          test_labels = []
          for iteration, (images, labels) in enumerate(val_ds):
              for label in labels.numpy():
                  test_labels.append(label)
              embs = model(images)
              for emb in embs.numpy():
                  test_embs.append(emb)
          test_labels = np.array(test_labels)
          test_embs = np.array(test_embs)
          CPU times: user 4.9 s, sys: 268 ms, total: 5.17 s
          Wall time: 3.2 s
B [160]: | test_lbl_count = {}
          for i in test_labels:
              name = class_names[i]
              if name in test_lbl_count:
                  test_lbl_count[name] += 1
              else:
                  test_lbl_count[name] = 1
B [161]: | test_lbl_count = list(test_lbl_count.items())
          test_lbl_count = sorted(test_lbl_count, key=lambda x:x[1], reverse=True)
          top_10 = test_lbl_count[:10]
          top_10
Out[161]: [('George_W_Bush', 121),
           ('Colin_Powell', 50),
           ('Tony_Blair', 32),
           ('Donald_Rumsfeld', 29),
           ('Gerhard_Schroeder', 23),
           ('Junichiro_Koizumi', 19),
           ('Hugo_Chavez', 14),
           ('Jean_Chretien', 13),
           ('Serena_Williams', 12),
           ('Lleyton_Hewitt', 12)]
```

Функция для визуализации эмбеддингов

Используем TSNE

```
B [162]: # Для визуализации многомерных объектов в 2d-пространстве.

# Алгоритм TSNE нелинейно отображает Nd-вектоа в 2d-вектора с сохранением свойства близости.

# Это embedding многомерного объекта в низкоразмерное пространство.

from sklearn.manifold import TSNE

B [163]:

def draw_embeddings(X_embedded, targets, labels):
    # Визуализация

# 
# Labels - метки для отрисовки
    # targets - правильные ответы (0, 1)
    plt.figure(figsize=(10, 10))
    for class_idx in range(np.max(targets)+1):
        X_embedded_class = X_embedded[targets == class_idx, :]
        plt.scatter(X_embedded_class[:,0], X_embedded_class[:,1])
    plt.legend(labels, loc='best')
    plt.grid(True)
```

Визуализация эмбеддингов в 2D пространстве с помощью TSNE

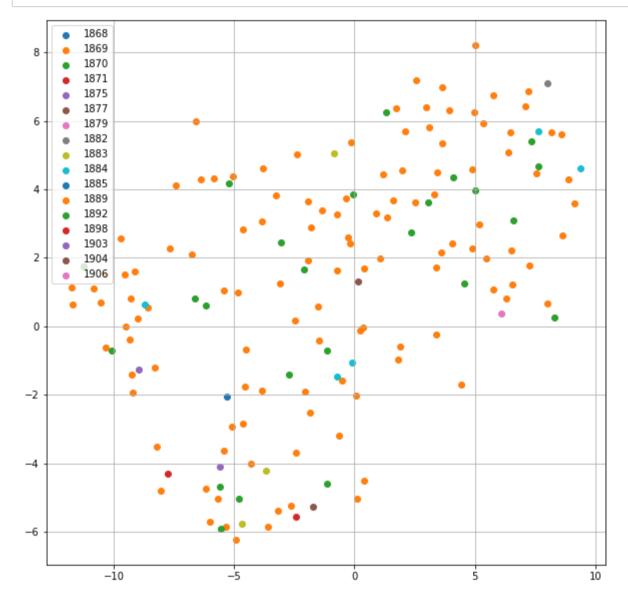
```
B [165]: # Отверём ембединги с метками соответствующими label_list
label_list = [1868, 1869, 1870, 1871, 1875, 1877, 1879, 1882, 1883, 1884, 1885, 1889, 1892, 1898, 1903, 1904, 1906]
test_embs_v = []

for i in range(1, len(test_labels)):
    if test_labels[i] in label_list:
        test_labels_v.append(test_labels[i])
        test_embs_v.append(test_embs[i])

test_labels_v = np.array(test_labels_v)
test_embs_v = np.array(test_embs_v)
```

B [169]: # Пространство embedding_oв draw_embeddings(test_embs_2D, labels_for_viz, label_list)

/usr/local/lib/python3.7/dist-packages/sklearn/manifold/_t_sne.py:793: FutureWarning: The default learning rate in TSNE



Результат не очень впечатляет. Требуется дообучить и доработать модель.

Тестирование на новых данных

FutureWarning,

FutureWarning,

will change from 200.0 to 'auto' in 1.2.



Получение эмбеддингов для новых данных

```
B [239]: new_embs = model(np.stack(images[:3], axis=0))
```

Вычисление расстояний между эмбеддингами

```
В [240]: # Посчитаем евклидово расстояние между векторами
          def diff(e1, e2):
              return np.sum((e1 - e2)**2) ** 0.5
          emb1 = new_embs[0,:]
          emb2 = new_embs[1,:]
          emb3 = new_embs[2,:]
          print('A1 <-> A2: ', diff(emb1, emb2))
          print('A2 <-> B1: ', diff(emb2, emb3))
          print('A1 <-> B1: ', diff(emb1, emb3))
          # Расстояние м/д всеми большое. Это разные личности.
          A1 <-> A2: 37.096277293853895
          A2 <-> B1: 29.436802298990354
          A1 <-> B1: 36.901093125111146
B [241]: labels
Out[241]: <tf.Tensor: shape=(32,), dtype=int32, numpy=</pre>
          array([3552, 3401, 1047, 2920, 598, 425, 2816, 5481, 2741, 5710, 2288,
                          9, 1871, 5177, 4592, 1047, 531, 5538, 4503, 4707, 4878,
                  738, 321, 4853, 4963, 127, 4572, 1047, 464, 747, 5408],
                dtype=int32)>
```

Ещё одна проверка

```
B [248]: plt.figure(figsize=(10, 10))
for i in range(4):
    ax = plt.subplot(4, 4, i + 1)
    plt.imshow(image_list[i].numpy().astype("uint8"))
    plt.axis("off")
```









Вычисление расстояний между эмбеддингами

```
B [249]: | new_embs = model(np.stack(image_list[:4], axis=0))
В [250]: # Посчитаем евклидово расстояние между векторами
         def diff(e1, e2):
             return np.sum((e1 - e2)**2) ** 0.5
         emb1 = new_embs[0,:]
         emb2 = new_embs[1,:]
         emb3 = new\_embs[2,:]
         emb4 = new_embs[3,:]
         print('A1 <-> A4: ', diff(emb1, emb4))
         print('A1 <-> A2: ', diff(emb1, emb2))
         print('A1 <-> A3: ', diff(emb1, emb3))
         print('A2 <-> A3: ', diff(emb2, emb3))
         print('A2 <-> A4: ', diff(emb2, emb4))
         print('A3 <-> A4: ', diff(emb3, emb4))
         A1 <-> A4: 0.0
         A1 <-> A2: 48.520465740789476
         A1 <-> A3: 62.857512633982346
```

Расстояние м/д всеми большое.

A2 <-> A3: 30.196184697946528 A2 <-> A4: 48.520465740789476 A3 <-> A4: 62.857512633982346

Модель считает, что это разные личности, хотя это один человек (George_W_Bush 1871).

Модель надо дорабатывать и дообучать

В []: # Расстояние м/д всеми большое. Это разные личности