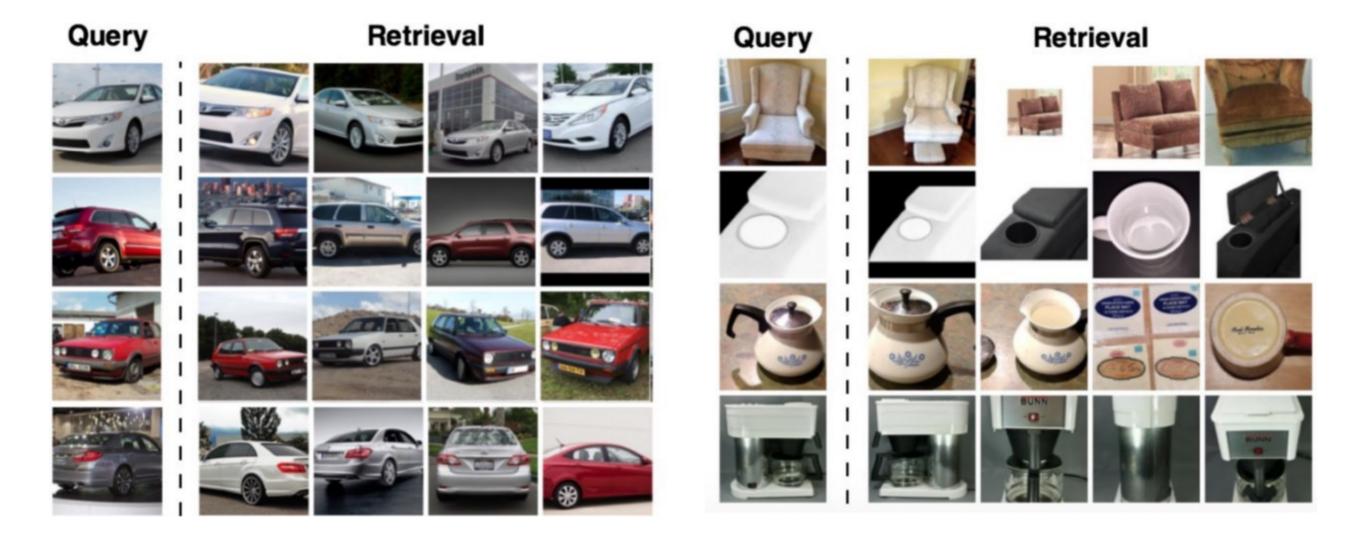


Компьютерное зрение

Практический курс Савельева Юлия Олеговна <u>i.o.saveleva.kpfu@gmail.com</u> 2-й семестр, 13.03.2021 г.



Подсчет точности



Подсчет точности

Разбиение на query и retrieval для валидационной и тестовой выборок вы можете найти на GitHub:

query_retrieval_valid_dataset.pickle query_retrieval_test_dataset.pickle

Pretrained on ImageNet with random fc top-1 accuracy: 48.98%. Trained with Triplet loss top-1 accuracy: 71.89% ≤ эту точность нужно получить на максимальный балл.

Для выставления оценки необходимо сообщить точность на тестовой выборке.

Файлы содержат:

- пути до query картинок,
- общие для всех query пути до retrieval картинок и имеют следующую структуру:
 - ▶ ☐ 'query' (139738649481320) = {list} <class 'list'>: <Too big to print. Len: 4557>
 - 'retrieval' (139738650245296) = {list} <class 'list'>: <Too big to print. Len: 19511>

Подсчет точности

import nmslib

```
Input: query_labels, query_embeddings, retrieval_labels, retrieval_embeddings
index = nmslib.init(method='hnsw', space='l2')
index.addDataPointBatch(retrieval_embeddings)
index.createIndex()
search_count = 1
matches = zeros(len(query_labels))
for i in range(len(query_labels)):
    quary_label = query_labels[i]
    ids, distances = index.knnQuery(query_embeddings[i], k=search_count)
    matches[i] = any(quary_label == retrieval_labels[ids])
accuracy = np.sum(matches[i]) / float(len(query_labels)) * 100.
```

Cross-Batch Memory for Embedding Learning

- Обучить модель с Triplet loss как обычно на 1000 итераций
- Создать класс «памяти», который хранит эмбеддинги (и их лейблы) с прошлых итераций (количество хранимых эмбеддингов определяется параметром % от обучающей выборки)
- Проконтролировать, чтобы в памяти не лежали старый и новый эмбеддинг для одного и того же элемента обучающей выборки
- На каждой итерации считается
 Loss = Triplet_loss(batch_embs, batch_labels) + XBM_Triplet
 loss(batch_embs, batch_labels, memory_embs, memory_labels)

Дедлайн 27.03.2020 23:59