Физтох-Шкова Прикванной матоматики и информатики (ФПМИ)
Физтех-Школа Прикладной математики и информатики (ФПМИ) МФТИ
Some parts of the notebook are almost the copy of mmta-team course. Special
thanks to mmta-team for making them publicly available. <u>Original notebook</u> .
Прочитайте семинар, пожалуйста, для успешного выполнения домашнего
задания. В конце ноутка напишите свой вывод. Работа без вывода оценивается ниже.
<ul> <li>Задача поиска схожих по смыслу предложений</li> </ul>

Мы будем ранжировать вопросы <u>StackOverflow</u> на основе семантического

векторного представления

До этого в курсе не было речи про задачу ранжировния, поэтому введем математическую формулировку

# → Задача ранжирования(Learning to Rank)

- X множество объектов
- $X^l = \{x_1, x_2, \dots, x_l\}$  обучающая выборка На обучающей выборке задан порядок между некоторыми элементами, то есть нам известно, что некий объект выборки более релевантный для нас, чем другой:
- ullet  $i \prec j$  порядок пары индексов объектов на выборке  $X^l$  с индексами i и j

## ∨ Задача:

построить ранжирующую функцию 
$$a:X o R$$
 такую, что  $i\prec j\Rightarrow a(x_i)< a(x_j)$ 



## Embeddings

Будем использовать предобученные векторные представления слов на постах Stack Overflow.

A word2vec model trained on Stack Overflow posts

```
!wget https://zenodo.org/record/1199620/files/SO vectors 200.bin?download=1
```

```
from gensim.models.keyedvectors import KeyedVectors
wv_embeddings = KeyedVectors.load_word2vec_format("SO_vectors_200.bin?download=1
```

## Как пользоваться этими векторами?

Посмотрим на примере одного слова, что из себя представляет embedding

Найдем наиболее близкие слова к слову dog:

### ∨ Вопрос 1:

• Входит ли слово cat в топ-5 близких слов к слову dog? Какое место оно занимает?

```
# method most_simmilar
word = 'cat'
if word in wv_embeddings.similar_by_word('dog', topn=5):
    print('Yes')
else:
    print('No')
```

Ваш ответ: 'cat' не входит в топ-5 ближайших слов к 'dog'.

## Векторные представления текста

Перейдем от векторных представлений отдельных слов к векторным представлениям вопросов, как к **среднему** векторов всех слов в вопросе. Если для какого-то слова нет предобученного вектора, то его нужно пропустить. Если вопрос не содержит ни одного известного слова, то нужно вернуть нулевой вектор.

```
import numpy as np
import re
# you can use your tokenizer
# for example, from nltk.tokenize import WordPunctTokenizer
class MyTokenizer:
    def __init__(self):
        pass
    def tokenize(self, text):
        return re.findall('\w+', text)
tokenizer = MyTokenizer()
```

```
def question to vec(question, embeddings, tokenizer, dim=200):
        question: строка
        embeddings: наше векторное представление
        dim: размер любого вектора в нашем представлении
        return: векторное представление для вопроса
    .....
    '''your code'''
    words = tokenizer.tokenize(question)
  # words = tokenizer.tokenize(question.lower())
    word vectors = []
    for word in words:
        if word in embeddings:
            word vectors.append(embeddings[word])
    if word_vectors:
        return np.mean(word_vectors, axis=0)
    else:
        return np.zeros(dim)
```

Теперь у нас есть метод для создания векторного представления любого предложения.

## **∨** Вопрос 2:

• Какая третья (с индексом 2) компонента вектора предложения I love neural networks (округлите до 2 знаков после запятой)?

```
# Предложение question = "I love neural networks" question_to_vec(question, wv_embeddings, tokenizer)[2].round(2)

→ -1.29

Ответ: -1.29
```

## Оценка близости текстов

Представим, что мы используем идеальные векторные представления слов. Тогда косинусное расстояние между дублирующими предложениями должно быть меньше, чем между случайно взятыми предложениями.

Сгенерируем для каждого из N вопросов R случайных отрицательных примеров и примешаем к ним также настоящие дубликаты. Для каждого вопроса будем ранжировать с помощью нашей модели R+1 примеров и смотреть на позицию дубликата. Мы хотим, чтобы дубликат был первым в ранжированном списке.

#### Hits@K

Первой простой метрикой будет количество корректных попаданий для какогото K:

$$ext{Hits@K} = rac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} [rank\_q_i^{'} \leq K],$$

- ullet  $[x < 0] \equiv \left\{egin{array}{ll} 1, & x < 0 \ 0, & x \geq 0 \end{array}
  ight.$  индикаторная функция
- ullet  $q_i$  i-ый вопрос
- ullet  $q_{i}^{'}$  его дубликат
- $rank\_q_i^{'}$  позиция дубликата в ранжированном списке ближайших предложений для вопроса  $q_i$ .

Hits@К измеряет долю вопросов, для которых правильный ответ попал в топ-К позиций среди отранжированных кандидатов.

## DCG@K

Второй метрикой будет упрощенная DCG метрика, учитывающая порядок элементов в списке путем домножения релевантности элемента на вес равный обратному логарифму номера позиции::

$$ext{DCG@K} = rac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} rac{1}{\log_2(1 + rank\_q_i^{'})} \cdot [rank\_q_i^{'} \leq K],$$

С такой метрикой модель штрафуется за большой ранк корректного ответа.

DCG@К измеряет качество ранжирования, учитывая не только факт наличия правильного ответа в топ-К, но и *его точную позицию*.



#### Пример оценок

Вычислим описанные выше метрики для игрушечного примера. Пусть

- N = 1, R = 3
- ullet "Что такое python?" вопрос  $q_1$
- ullet "Что такое язык python?" его дубликат  $q_i^{'}$

Пусть модель выдала следующий ранжированный список кандидатов:

- 1. "Как изучить с++?"
- 2. "Что такое язык python?"
- 3. "Хочу учить Java"
- 4. "Не понимаю Tensorflow"

$$\Rightarrow rank\_q_i^{'}=2$$

Вычислим метрику Hits@K для K = 1, 4:

• [K = 1] 
$$\mathrm{Hits@1} = [rank\_q_i^{'} \leq 1]$$

Проверяем условие  $\mathrm{rank}_{q_1'} \leq 1$ : *условие неверно*.

Следовательно,  $[\operatorname{rank}_{q_1'} \leq 1] = 0.$ 

• [K = 4] 
$$\mathrm{Hits}@4 = [rank\_q_i^{'} \leq 4] = 1$$

Проверяем условие  $\mathrm{rank}_{q_1'} \leq 4$ : *условие верно*.

Вычислим метрику DCG@K для K = 1, 4:

• [K = 1] 
$$DCG@1 = \frac{1}{\log_2(1+2)} \cdot [2 \le 1] = 0$$

$$\begin{array}{l} \bullet \ \ [\text{K = 1] DCG@1} = \frac{1}{\log_2(1+2)} \cdot [2 \leq 1] = 0 \\ \bullet \ \ [\text{K = 4] DCG@4} = \frac{1}{\log_2(1+2)} \cdot [2 \leq 4] = \frac{1}{\log_2 3} \end{array}$$

#### **∨** Вопрос 3:

• Вычислите DCG@10 , если  $rank\_q_i^{'}=9$  (округлите до одного знака после запятой)

$$DCG@10 = \frac{1}{\log_2(1+9)} \cdot [9 \le 10] = \frac{1}{\log_2 10}$$

import math
round(1/math.log2(10),1)

Ответ: 0.3

## Более сложный пример оценок

Рассмотрим пример с \$ N > 1 \$, где \$ N = 3 \$ (три вопроса) и для каждого вопроса заданы позиции их дубликатов. Вычислим метрики **Hits@K** для разных значений \$ K \$.

- \$ N = 3 \$: Три вопроса (\$ q\_1, q\_2, q\_3 \$).
- Для каждого вопроса известна позиция его дубликата (\$ \text{rank}\_{q'\_i} \$):
  - $\circ$  \$ \text{rank}\_{q'\_1} = 2 \$,

  - $\circ$  \$ \text{rank}\_{q'\_3} = 1 \$.

Мы будем вычислять **Hits@K** для \$ K = 1, 5 \$.

### Для K = 1:

Подставим значения:  $\$  \text{Hits@1} = \frac{1}{3} \cdot \left( [\text{rank}\_{q'\_1} \leq 1] + [\text{rank}\_{q'\_2} \leq 1] + [\text{rank}\_{q'\_3} \leq 1] \right). \$\$

Проверяем условие \$ \text{rank}\_{q'\_i} \leq 1 \$ для каждого вопроса:

- $\hat{q'_1} = 2 \ \rightarrow \ 2 \ 1 \ \rightarrow \ 0 \ ,$
- $\$  \text{rank}\_{q'\_2} = 5 \$  $\rightarrow$  \$ 5 \not\leq 1 \$  $\rightarrow$  \$ 0 \$,

 $\label{eq:cymma: $$ \text{Hits@1} = \frac{1}{3} \cdot (0 + 0 + 1) = \frac{1}{3}. $$$ 

#### Для \$K = 5\$:

Подставим значения:  $\$  \text{Hits@5} = \frac{1}{3} \cdot \left( [\text{rank}\_{q'\_1} \leq 5] + [\text{rank}\_{q'\_2} \leq 5] + [\text{rank}\_{q'\_3} \leq 5] \right). \$\$

Проверяем условие  $\$  \text{rank}\_{q'\_i} \leq 5 \$ для каждого вопроса:

- $\frac{q'_1}{= 2 } \Rightarrow 2 \leq 5 \Rightarrow 1$
- $\frac{q'_2}{= 5} \to 5 \leq 5 \leq 5 + 1 \leq 5$
- $\frac{q'_3} = 1 \ \to 1 \le 5 \ \to 1 \le 5$

Сумма: \$ \text{Hits@5} = \frac{1}{3} \cdot (1 + 1 + 1) = 1. \$\$

 $$\ \$  \boxed{\text{Hits@5} = 1}. \$\$

Теперь вычислим метрику **DCG**@**K** для того же примера, где N = 3 (три вопроса), и для каждого вопроса известна позиция его дубликата ( $\$  \text{rank}\_{q'\_i} \$\$ \text{rank}\_{q'\_i} \$):

- $\frac{q'_1} = 2$  \text{rank}\_{q'\_1} = 2 \$,
- $\frac{q'_2} = 5$ \$ \text{rank}\_{q'\_2} = 5 \$,
- $\frac{q'_3} = 1$ \$ \text{rank}\_{q'\_3} = 1 \$.

Мы будем вычислять **DCG**@**K** для K = 1, 5

Для \$ K = 1 \$\$ K = 1 \$: Подставим значения: \$\$ \text{DCG@1} = \frac{1}{3} \cdot \left( \frac{1}{\log\_2(1 + \text{rank}\_{q'\_1})} \cdot [\text{rank}\_{q'\_1} \leq 1] + \frac{1} \{\log\_2(1 + \text{rank}\_{q'\_2})} \cdot [\text{rank}\_{q'\_2} \leq 1] + \frac{1}{\log\_2(1 + \text{rank}\_{q'\_3})} \cdot [\text{rank}\_{q'\_3} \leq 1] \right). \$\$\$ \text{DCG@1} = \frac{1}{3} \cdot \left( \frac{1}{\log\_2(1 + \text{rank}\_{q'\_1})} \cdot [\text{rank}\_{q'\_1}) \cdot [\text{rank}\_{q'\_1} \leq 1] + \frac{1}{\log\_2(1 + \text{rank}\_{q'\_2})} \cdot [\text{rank}\_{q'\_2} \leq 1] + \frac{1}{\log\_2(1 + \text{rank}\_{q'\_2})} \cdot [\text{rank}\_{q'\_2} \leq 1] \right). \$\$

Проверяем условие  $\ \$  \text{rank}\_{q'\_i} \leq 1 \$\$ \text{rank}\_{q'\_i} \leq 1 \$ для каждого вопроса:

- $\frac{q'_2} = 5$ \$ \text{rank}\_{q'\_2} = 5 \$\$ \text{rank}\_{q'\_2} = 5 \$  $\rightarrow$  \$ 5 \not\leq 1 \$\$ 5 \not\leq 1 \$\$ = 5 \$\$.

•  $\ \text{math}_{q'_3} = 1 \$   $\ \text{math}_{q'_3}$ 

Для \$ K = 5 \$\$ K = 5 \$: Подставим значения: \$\$ \text{DCG@5} = \frac{1}{3} \cdot \left( \frac{1}{\log\_2(1 + \text{rank}\_{q'\_1})} \cdot [\text{rank}\_{q'\_1} \leq 5] + \frac{1} {\log\_2(1 + \text{rank}\_{q'\_2})} \cdot [\text{rank}\_{q'\_2} \leq 5] + \frac{1}{\log\_2(1 + \text{rank}\_{q'\_3})} \cdot [\text{rank}\_{q'\_3} \leq 5] \right). \$\$\$ \text{DCG@5} = \frac{1}{3} \cdot \left( \frac{1}{\log\_2(1 + \text{rank}\_{q'\_1})} \cdot [\text{rank}\_{q'\_1})} \cdot [\text{rank}\_{q'\_1} \leq 5] + \frac{1}{\log\_2(1 + \text{rank}\_{q'\_2})} \cdot [\text{rank}\_{q'\_2} \leq 5] + \frac{1}{\log\_2(1 + \text{rank}\_{q'\_2})} \cdot [\text{rank}\_{q'\_2} \leq 5] \right). \$\$\$ Проверяем условие \$ \text{rank}\_{q'\_1} \leq 5 \$\$ \text{rank}\_{q'\_2} \l

- $\ \text{math}_{q'_1} = 2 \$   $\ \text{math}_{q'_1}$
- $\ \text{math}_{q'_2} = 5$ \$ \text{rank}\_{q'\_2} = 5 \$  $\rightarrow$  \$ 5 \leq 5 \$ \$ \leq 5 \$  $\rightarrow$  \$ 1 \$\$,
- $\ \text{math}_{q'_3} = 1 \$  \text{rank}\_{q'\_3} = 1 \\$ \text{rank}\_1 \leq 5 \\$ 1 \leq 5 \\$ \\ 1 \\$ 1 \\$.

Сумма:  $\$ \text{DCG}_5$  =  $\frac{1}{3} \cdot (0.631 + 0.387 + 1) = \frac{1}{3} \cdot (0.631 + 0.387 + 1) = \frac{1}{$ 

 $\ \$  \boxed{\text{DCG@5} \approx 0.673}.  $\$  \boxed{\text{DCG@5} \approx 0.673}.  $\$ 

## ✓ Вопрос 4:

• Найдите максимум Hits@47 - DCG@1?

#### Ответ: 1

Причем это верно при выполнении такого условия:  $2 \leq x$  47\$ 2 \leq \text{rank}\_{q'\_i} \leq 47 \$

## HITS\_COUNT и DCG\_SCORE

Каждая функция имеет два аргумента: \$dup\\_ranks\$\$dup\\_ranks\$ и \$k\$\$k\$.

\$dup\\_ranks\$\$dup\\_ranks\$ является списком, который содержит рейтинги дубликатов (их позиции в ранжированном списке).

К примеру для "Что такое язык python?" \$dup\\_ranks = [2]\$\$dup\\_ranks = [2]\$.

```
import numpy as np
def hits_count(dup_ranks, k):
        dup ranks: list индексов дубликатов
        k: пороговое значение для ранга
        result: вернуть Hits@k
    # Подсчитываем количество дубликатов, чей ранг <= k
    hits value = 0
    for rank in dup_ranks:
      if rank <= k:
        hits value +=1
    hits value /= len(dup ranks)
    return hits value
dup ranks = [2]
k = 1
hits value = hits count(dup ranks, k)
print(f"Hits@1 = {hits value}")
k = 4
hits_value = hits_count(dup_ranks, k)
print(f"Hits@4 = {hits_value}")
\rightarrow Hits@1 = 0.0
     Hits@4 = 1.0
def dcg_score(dup_ranks, k):
        dup_ranks: list индексов дубликатов
        k: пороговое значение для ранга
        result: вернуть DCG@k
    .....
```

```
dcg value = 0
    for rank in dup_ranks:
      if rank <= k:</pre>
        dcg value += 1/np.log2(1+rank)
    # Делим на общее количество вопросов
    dcg value /= len(dup ranks)
    return dcg_value
# Пример списка позиций дубликатов
dup ranks = [2]
# Вычисляем DCG@1
dcg value = dcg score(dup ranks, k=1)
print(f"DCG@1 = {dcg_value:.3f}")
# Вычисляем DCG@4
dcg value = dcg score(dup ranks, k=4)
print(f"DCG@10 = {dcg value:.3f}")
\rightarrow DCG@1 = 0.000
     DCG@10 = 0.631
Протестируем функции. Пусть $N = 1$$N = 1$, то есть один эксперимент. Будем
искать копию вопроса и оценивать метрики.
import pandas as pd
copy_answers = ["How does the catch keyword determine the type of exception that
# наши кандидаты
candidates_ranking = [["How Can I Make These Links Rotate in PHP",
                       "How does the catch keyword determine the type of exception
                       "NSLog array description not memory address",
                       "PECL HTTP not recognised php ubuntu"],]
# dup_ranks - позиции наших копий, так как эксперимент один, то этот массив длинг
dup ranks = [cands.index(i) + 1 if i in cands else None for i, cands in zip(copy
# вычисляем метрику для разных k
print('Ваш ответ HIT:', [hits_count(dup_ranks, k) for k in range(1, 5)])
print('Ваш ответ DCG:', [round(dcg_score(dup_ranks, k), 5) for k in range(1, 5)]
    Ваш ответ НІТ: [0.0, 1.0, 1.0, 1.0]
```

Ваш ответ DCG: [0.0, 0.63093, 0.63093, 0.63093]

# Вычисляем сумму для всех релевантных дубликатов

#### У вас должно получиться

```
# correct_answers - метрика для разных k correct_answers = pd.DataFrame([[0, 1, 1, 1], [0, 1 / (np.log2(3)), 1 / (np.log2 index=['HITS', 'DCG'], columns=range(1,5)) correct_answers
```

```
HITS 0 1.00000 1.00000 1.00000

DCG 0 0.63093 0.63093 0.63093
```

## Данные

#### arxiv link

train.tsv - выборка для обучения.

В каждой строке через табуляцию записаны: **<вопрос>**, **<похожий вопрос>** validation.tsv - тестовая выборка.

В каждой строке через табуляцию записаны: **<вопрос>**, **<похожий вопрос>**, **<отрицательный пример 1>**, **<отрицательный пример 2>**, ...

!unzip stackoverflow similar questions.zip

#### Считайте данные.

```
def read_corpus(filename):
    data = []
    with open(filename, encoding='utf-8') as file:
        for line in file:
            data.append(line.strip().split('\t'))
    return data
```

```
validation_data = read_corpus('./data/validation.tsv')
Кол-во строк
len(validation_data)
<del>→</del> 3760
Размер нескольких первых строк
for i in range(25):
    print(i + 1, len(validation_data[i]))
→ 1 1001
     2 1001
     3 1001
     4 1001
     5 1001
     6 1001
     7 1001
     8 1001
     9 1001
     10 1001
     11 1001
     12 1001
     13 1001
     14 1001
     15 1001
     16 1001
     17 1001
     18 1001
     19 1001
     20 1001
     21 1001
     22 1001
     23 1001
     24 1001
```

Нам понадобиться только файл validation.

## ∨ Ранжирование без обучения

25 1001

Реализуйте функцию ранжирования кандидатов на основе косинусного расстояния. Функция должна по списку кандидатов вернуть отсортированный

список пар (позиция в исходном списке кандидатов, кандидат). При этом позиция кандидата в полученном списке является его рейтингом (первый - лучший). Например, если исходный список кандидатов был [a, b, c], и самый похожий на исходный вопрос среди них - с, затем a, и в конце b, то функция должна вернуть список [(2, c), (0, a), (1, b)].

```
from sklearn.metrics.pairwise import cosine similarity
from copy import deepcopy
def rank_candidates(question, candidates, embeddings, tokenizer, dim=200):
        question: строка
        candidates: массив строк(кандидатов) [a, b, c]
        result: пары (начальная позиция, кандидат) [(2, c), (0, a), (1, b)]
    .....
    '''your code'''
    question_vec = question_to_vec(question, embeddings, tokenizer, dim).reshape
    candidate_vecs = []
    for candidate in candidates:
        candidate_vec = question_to_vec(candidate, embeddings, tokenizer, dim).re
        candidate_vecs.append(candidate_vec)
    similarities = []
    for i, candidate vec in enumerate(candidate vecs):
        similarity = cosine similarity(question vec, candidate vec)[0][0]
        similarities.append((i, similarity))
    similarities.sort(key=lambda x: -x[1])
    result = [(idx, candidates[idx]) for idx, _ in similarities]
    return result
```

Протестируйте работу функции на примерах ниже. Пусть \$N=2\$\$N=2\$, то есть два эксперимента

Это результат, если не приводить к нижнему регистру.

```
for question, q_candidates in zip(questions, candidates):
    ranks = rank_candidates(question, q_candidates, wv_embeddings, tokenizer
    print(ranks)
    print()
```

[(1, 'C# create cookie from string and send it'), (0, 'Convert Google result [(1, 'WPF- How to update the changes in list item of a list'), (0, 'Getting

Это результат, если приводить к нижнему регистру.

```
for question, q_candidates in zip(questions, candidates):
    ranks = rank_candidates(question, q_candidates, wv_embeddings, tokenizer
    print(ranks)
    print()
```

[(1, 'C# create cookie from string and send it'), (0, 'Convert Google result [(0, 'Getting all list items of an unordered list in PHP'), (2, 'select2 not

Для первого экперимента вы можете полностью сравнить ваши ответы и правильные ответы. Но для второго эксперимента два ответа на кандидаты будут **скрыты**(\*)

```
# должно вывести
#results = [[(1, 'C# create cookie from string and send it'),

(0, 'Convert Google results object (pure js) to Python object'),

(2, 'How to use jQuery AJAX for an outside domain?')],

[(*, 'Getting all list items of an unordered list in PHP'), #скрыт

(*, 'select2 not displaying search results'), #скрыт

(*, 'WPF- How to update the changes in list item of a list')]] #скры
```

Последовательность начальных индексов вы должны получить для эксперимента 1 1, 0, 2.

## ∨ Вопрос 5:

 Какую последовательность начальных индексов вы получили для эксперимента 2 (перечисление без запятой и пробелов, например, 102 для первого эксперимента?

Ответ: 102 ОДНАКО, ЕСЛИ в функции def question\_to\_vec(question, embeddings, tokenizer, dim=200)

BMECTO words = tokenizer.tokenize(question) HAПИCATЬ words = tokenizer.tokenize(question.lower()), TO ECTЬ привести к нижнему регистру, то OTBET: 021

Теперь мы можем оценить качество нашего метода. Запустите следующие два блока кода для получения результата. Обратите внимание, что вычисление расстояния между векторами занимает некоторое время (примерно 10 минут). Можете взять для validation 1000 примеров.

```
from tqdm.notebook import tqdm
wv ranking = []
max validation examples = 1000
for i, line in enumerate(tqdm(validation data)):
    if i == max_validation_examples:
        break
    q, *ex = line
    ranks = rank_candidates(q, ex, wv_embeddings, tokenizer)
    wv ranking.append([r[0] \text{ for r in ranks}].index(0) + 1)
\rightarrow
      27%
                                                      1000/3760 [09:39<26:02, 1.77it/s]
wv_ranking = []
max_validation_examples = 1000
for i, line in enumerate(tqdm(validation data)):
    if i == max validation examples:
        break
    q, *ex = line
    ranks = rank candidates(q, ex, wv embeddings, tokenizer)
    wv ranking.append([r[0] \text{ for r in ranks}].index(0) + 1)
      27%
                                                      1000/3760 [09:27<26:01, 1.77it/s]
```

Это результат, если приводить к нижнему регистру.

```
for k in tqdm([1, 5, 10, 100, 500, 1000]):
    print("DCG@%4d: %.3f | Hits@%4d: %.3f" % (k, dcg_score(wv_ranking, k), k, hi

100%

6/6 [00:00<00:00, 150.89it/s]

DCG@ 1: 0.415 | Hits@ 1: 0.415

DCG@ 5: 0.502 | Hits@ 5: 0.582

DCG@ 10: 0.525 | Hits@ 10: 0.651

DCG@ 100: 0.570 | Hits@ 100: 0.874

DCG@ 500: 0.583 | Hits@ 500: 0.973

DCG@1000: 0.586 | Hits@1000: 1.000
```

А это результат, если не приводить к нижнему регистру.

```
for k in tqdm([1, 5, 10, 100, 500, 1000]):
    print("DCG@%4d: %.3f | Hits@%4d: %.3f" % (k, dcg_score(wv_ranking, k), k, hi

100%
6/6 [00:00<00:00, 237.12it/s]

DCG@ 1: 0.285 | Hits@ 1: 0.285

DCG@ 5: 0.342 | Hits@ 5: 0.393

DCG@ 10: 0.360 | Hits@ 10: 0.449

DCG@ 100: 0.406 | Hits@ 100: 0.679

DCG@ 500: 0.431 | Hits@ 500: 0.879

DCG@1000: 0.444 | Hits@1000: 1.000
```

Из формул выше можно понять, что

- \$ \text{Hits@K} \$\$ \text{Hits@K} \$ монотонно неубывающая функция \$ K \$\$
   K \$, которая стремится к 1 при \$ K \to \infty \$\$ K \to \infty \$.
- \$ \text{DCG@K} \$\$ \text{DCG@K} \$ монотонно неубывающая функция \$ K \$\$ K \$, но рост замедляется с увеличением \$ K \$\$ K \$ из-за убывания веса \$ \frac{1}{\log\_2(1 + \text{rank}\_{q'\_i})} \$\$ \frac{1}{\log\_2(1 + \text{rank}\_{q'\_i})} \$.
- Эмбеддинги, обученные на корпусе похожих вопросов

```
train_data = read_corpus('./data/train.tsv')
```

Улучшите качество модели.

Склеим вопросы в пары и обучим на них модель Word2Vec из gensim. Выберите размер window. Объясните свой выбор.

#### **Рассмотрим подробнее** данное склеивание.

- 1. Каждая строка из train\_data разбивается на вопрос (question) и список кандидатов.
- 2. Для каждого кандидата вопрос склеивается с ним в одну строку.
- 3. Склеенная строка (combined\_text) токенизируется, и полученный список токенов добавляется в общий корпус (corpus).

#### Пример

```
Вопрос: "What is Python?"

Кандидаты: ["Python is a programming language", "Java is another language"]

Склеенные строки:

"What is Python? Python is a programming language"

"What is Python? Java is another language"

Токенизированные списки:

['what', 'is', 'python', 'python', 'is', 'a', 'programming', 'language']

['what', 'is', 'python', 'java', 'is', 'another', 'language']

train_data[111258]

→ ['Determine if the device is a smartphone or tablet?',

'Change imageView params in all cards together']
```

```
# Создаем общий корпус текстов
corpus = []
for pair in train data:
    question = pair[0]
    candidate = pair[1]
    combined_text = f"{question} {candidate}"
    tokens = tokenizer.tokenize(combined_text)
    corpus.append(tokens)
print(corpus[:2])
→ [['converting', 'string', 'to', 'list', 'Convert', 'Google', 'results', 'obj
from gensim.models import Word2Vec
embeddings trained = Word2Vec(
    sentences=corpus,
                            # Корпус токенизированных текстов
    vector_size=200,
                           # Размерность векторов
   window= 5,
                             # Размер окна контекста
                           # Минимальная частота слов
   min count=2,
    workers=4
                            # Количество потоков
).wv
wv_ranking = []
max_validation_examples = 1000
for i, line in enumerate(tqdm(validation_data)):
    if i == max validation examples:
        break
    q, *ex = line
    ranks = rank_candidates(q, ex, embeddings_trained, tokenizer)
    wv_ranking.append([r[0] for r in ranks].index(0) + 1)
⋺₹
      27%
                                                   1000/3760 [09:47<23:46, 1.93it/s]
for k in tqdm([1, 5, 10, 100, 500, 1000]):
    print("DCG@%4d: %.3f | Hits@%4d: %.3f" % (k, dcg_score(wv_ranking, k), k, hi
```

```
DCG@ 1: 0.259 | Hits@ 1: 0.259
DCG@ 5: 0.326 | Hits@ 5: 0.386

3aMeq@HHe: 0.351 | Hits@ 10: 0.460
DCG@ 100: 0.404 | Hits@ 100: 0.721
```

DCG@ 500: 0.429 | Hits@ 500: 0.916
Решилсь @ төрө да чузе Помы шере полноценной нейронной сети будет вам предложено, как часть задания в одной из домашних работ по теме "Диалоговые системы".

Напишите свой вывод о полученных результатах.

- Какой принцип токенизации даёт качество лучше и почему?
- Помогает ли нормализация слов?
- Какие эмбеддинги лучше справляются с задачей и почему?
- Почему получилось плохое качество решения задачи?
- Предложите свой подход к решению задачи.

## ∨ Вывод:

- 1) Лучший принцип токенизации: токенизация с использованием библиотек, например nltk, которая поддерживают удаление стоп-слов, лемматизацию и обработку пунктуации. Потому что удаление стоп-слов уменьшает шум в данных, а лемматизация приводит слова к их базовой форме, что помогает модели лучше обобщать.
- 2)Да, нормализация слов (приведение к нижнему регистру, лемматизация, стемминг) помогает. Мы это увидели на конректном примере: при приведении слов к нижнему регистру качество решения задачи повышается.
- 3) Предобученные. Так как они обучены на огромных корпусах текстов.
- 4) Качество решения задачи не самое лучшее из-за самого метода представления предложения. А качество на предобученных эмбеддингах лучше видимо также из-за разницы в объеме тренировочных данных.
- 5) Шаги:
- -Предобработка текста: удаление стоп-слов, лемматизация или стемминг, обработка пунктуации и специальных символов.