

# Машинное обучение и работа с текстами

ФиПЛ-2022

# Где у текстов признаки?

- Слова в тексте это наши признаки. Но нужно понять, как их представить в числовом виде
- Превращаем слова в числа?

# Где у текстов признаки?

- Слова в тексте это наши признаки. Но нужно понять, как их представить в числовом виде
- Превращаем слова в числа:
- Можно использовать One Hot Encoding:

• в чем проблема таких векторов?

	1	2	3	4	5	6	7	8
I	1	0	0	0	0	0	0	0
ate	0	1	0	0	0	0	0	0
an	0	0	1	0	0	0	0	0
apple	0	0	0	1	0	0	0	0
and	0	0	0	0	1	0	0	0
played	0	0	0	0	0	1	0	0
the	0	0	0	0	0	0	1	0
piano	0	0	0	0	0	0	0	1

## Где у текстов признаки?

- Текст сам по себе признак. Но нужно понять, как его представить в числовом виде
- Превращаем слова в числа:
- Можно использовать One Hot Encoding:

• это очень неэффективно и вообще ни о чем нам не говорит!

	1	2	3	4	5	6	7	8
I	1	0	0	0	0	0	0	0
ate	0	1	0	0	0	0	0	0
an	0	0	1	0	0	0	0	0
apple	0	0	0	1	0	0	0	0
and	0	0	0	0	1	0	0	0
played	0	0	0	0	0	1	0	0
the	0	0	0	0	0	0	1	0
piano	0	0	0	0	0	0	0	1

#### Идея: Bag of Words

- Составляем словарь для всех наших текстов, сортируем и нумеруем слова
- Каждый текст это вектор такой же длины, какой у нас словарь
- Вписываем частоту слова под его порядковым номером

	she	loves	pizza	is	delicious	а	good	person	people	are	the	best
She loves pizza, pizza is delicious	1	1	2	1	1	0	0	0	0	0	0	0
She is a good person	1_	0	0	1	0	1	1	1	0	0	0	C
good people are the best	0	0	0	0	0	0	1	0	1	1	1	1

#### Идея: Bag of Words

- Это уже неплохая идея: мы получаем представление как минимум о частоте слова, поэтому если в нашем тексте 10 раз встретилось «купи», вероятно, это спам.
- В sk-learn эта идея реализована в инструменте для предобработки признаков CountVectorizer().
- Можно эту идею улучшить!
- Почему бы вместо слов не использовать n-грамы?

# А что такое n-грамы?

- "This is not good at all" =
  - "This is"
  - "is not"
  - "not good"
  - "good at"
  - "at all"

## BoW + n-grams

- Если в нашем словаре будут n-грамы, мы будем учитывать не только частоту слов, но и их сочетаемость!
- Какой недостаток у этого подхода?

## BoW + n-grams

- Если в нашем словаре будут n-грамы, мы будем учитывать не только частоту слов, но и их сочетаемость!
- Биграмов будет больше, чем униграмов; триграмов будет еще больше; ну и так далее...
- => У нас будут очень длинные вектора!
- Тем не менее, иногда контекст учитывать важнее.

#### TF-IDF

- Давайте еще усовершенствуем нашу модель.
- Как вам частоты словечек типа ((и)), ((или)), ((в))?

#### TF-IDF

- Давайте еще усовершенствуем нашу модель.
- Наверное, хочется как-то учитывать еще и «важность» слов: чисто интуитивно слово «котик» важнее, чем слово «и».
- Как это сделать?

#### TF-IDF

- Давайте еще усовершенствуем нашу модель.
- Наверное, хочется как-то учитывать еще и «важность» слов: чисто интуитивно слово «котик» важнее, чем слово «и».
- Давайте вместо частоты будем записывать term frequencyinverse document frequency.
- Term frequency (частота слова) отношение частоты слова к общему числу всех слов
- IDF (обратная частота документа) инверсия частоты, с которой слово встречается в разных документах

# TF-IDF explained

- TF:  $\frac{\text{частота слова}}{\text{все слова в корпусе}}$
- Пример:

у нас в корпусе 3 документа, в которых в сумме 100 слов. слово «котик» встречается 30 раз, но в двух документах. его TF-IDF =  $\frac{30}{100} \cdot \log \frac{3}{2} = 0.12$  а слово «карбюратор» встречается 15 раз, но только в одном документе. его TF-IDF =  $\frac{15}{100} \cdot \log \frac{3}{1} = 0.16$ 

# TF-IDF explained

- Есть, однако, одна засада...
- Посчитайте TF-IDF для слова «и», которое в нашем корпусе из 3 документов и 100 слов встретилось 40 раз и во всех трех документах.
- Подсказка: log(1) = 0

# TF-IDF explained

- Получается, что TF-IDF для такого слова будет равно 0
- Но и для слова, которого в наших документах вообще нет, тоже 0
- Поэтому обычно используют сглаживание и таким словам приписывают какое-нибудь очень маленькое значение.

• TF-IDF реализован в sk-learn как TfidfVectorizer().