# Тексты

## Определения

Корпус — набор текстов.

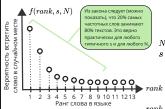
Документ — текст состоящий из одного или нескольких предложений.

Токен — минимальная единица языка, принимаемая во внимание при анализе. Иногда это может быть слово. (иногда часть слова, иногда отдельный символ), знак препинания, цифра и тд.

Эмбеддинг — вектор (набор чисел), которым можно представить слово/токен/предложение.

### Закон Ципфа

Закон Ципфа утверждает, что в языке, состоящим из N уникальных слов, вероятность встретить слово ранга rank в случайном месте равняется:



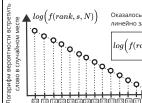
(порядковый номер слова, если расположить слова а порядке убывания рас

 $f(rank, s, N) = \frac{1}{\sqrt{s}}$ 

N — количество слов в словаре данного языка.

s — коэффициент степенного закона. показывающий скорость убывания частоты встречаемости слова. Чем больше s, тем реже редкие слова относительно популярных слов. rank: (тем легче набирать словарный запас) Типичные значения 0.95 — 1.2.

rank — порядковый номер слова в отсортированном по убыванию частотности списке слов словаря



Оказалось, что логарифм частоты встречаемости слова линейно зависит от логарифма его ранга:

$$log\Big(f(rank,s,k)\Big) = -log\Big(\sum_{n=1}^{N} 1/n^s\Big) - s \cdot logig(rankig)$$

Таким образом, **коэффициент s оказывается** равным тангенсу угла наклона построенной прямой.



Логарифм ранга слова в языке Использован логарифм по основанию 2

Значения округлены до десятых

log(freq) word rank frea log(rank) the 4.76 1.6 and like 0.001 8.7 12.29 education discover 2681 11.4 -16.6

Совершенно логично, что в голове распределения (маленький ранг) находятся слова, не влиящие на смысл текстов (предлоги, союзы, частицы). В хвосте наоборот находятся слишком редкие слова. При анализе текстов для простоты вычислений обычно выбирают часть распределения Ципфа, удаляя голову и хвост.

Таблица: частота встречаемости некоторых слов в английском языке, построенная на основе Брауновского корпуса. (Корпус = набор текстов).

Корпус был создан в 1970-е в университете Брауна и представляет собой набор из 500 текстов, в сумме содержащих около 1 миллиона уникальных слов.

# Занятие 7

### Тексты





### Векторизация текстов

## BOW (Bag Of Words)

Чтобы работать с текстами (проводить классификацию/кластеризация/регрессию), необходимо представить тексты в виде набора чисел.

#### Корпус текстов

(Набор текстов)	бежать	за	ИЗ	кот	лежать	миска	на	пить	пушистый	собака	солнышко
Кот пьёт из миски. Кот пушистый	0	0	1	2	0	1	0	1	1	0	0
Собака бежит за котом.	1	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0
Собака лежит на солнышке.	0	0	0	0	1	0	1	0	0	1	1

Вектор предложения (эмбеддинг) "Собака лежит на солнышке"

Признаки текстов корпуса (фичи)

Метод реализован в sklearn.CountVectorizer()

#### TF-IDE

Оказалось, что вектора BOW получаются слишком зашумлёнными популярными словами типа предлогов, союзов и местоимений.

$$TF(word, document) = rac{Konuvecmbo повторений данного слова в документе}{Oбщее количество слов в документе}$$

Чем больше TF, тем чаще данное слово встречается в данном тексте.

$$DF(word) = \frac{K_{OJUЧество} \ dokyментов \ c \ daнным \ c_{JOSOM}}{Oбщее \ k_{OJUЧество} \ dokymeнтoв}$$

Чем больше DF, тем чаще данное слово встречается в корпусе (наборе текстов).

$$IDF(word) = log\Big(rac{\mathit{Общее количество документов}}{\mathit{Количество документов c данным словом}}\Big) + 1$$

Чем больше IDF, тем в меньшем количестве текстов встречается данное слово. Величина 1/DF логарифмируется, чтобы уменьшить очень большие значения. Единица прибавляется, чтобы для слов, которые встречаются во всех документах, не обнулялось произведение TF\*IDF:

 $TFIDF(word, document) = TF(word, document) \cdot IDF(word)$ 

	бежать	за	ИЗ	кот	лежать	миска	на	пить	пушистый	собака	солнышко
Кот пьёт из миски. Кот пушистый.	0	0	1.69	2.58	0	1.69	0	1.69	1.69	0	0
Собака бежит за котом.	1.69	1.69	0	1.29	0	0	0	0	0	1	0
Собака лежит на солнышке.	0	0	0	0	1.69	0	1.69	0	0	1.29	1.69

Метод реализован в sklearn.TfidfVectorizer()

Сходство предложений: с помощью скалярного произведения эмебдингов TF-IDF можноопределять смысловое сходство двух текстов.

# Занятие 7 Тексты

## Векторизация изображений

Разворачиваем двумерную картинку в единый вектор. Значения пикселей — это фичи для будущего классификатора.



Картинка 4х4 пикселя

## Свёртки

