

ЗАНЯТИЕ 4.4

МЕТРИКИ РАССТОЯНИЙ И АЛГОРИТМ KNN



Артур Сапрыкин

ЦЕЛИ ЗАНЯТИЯ

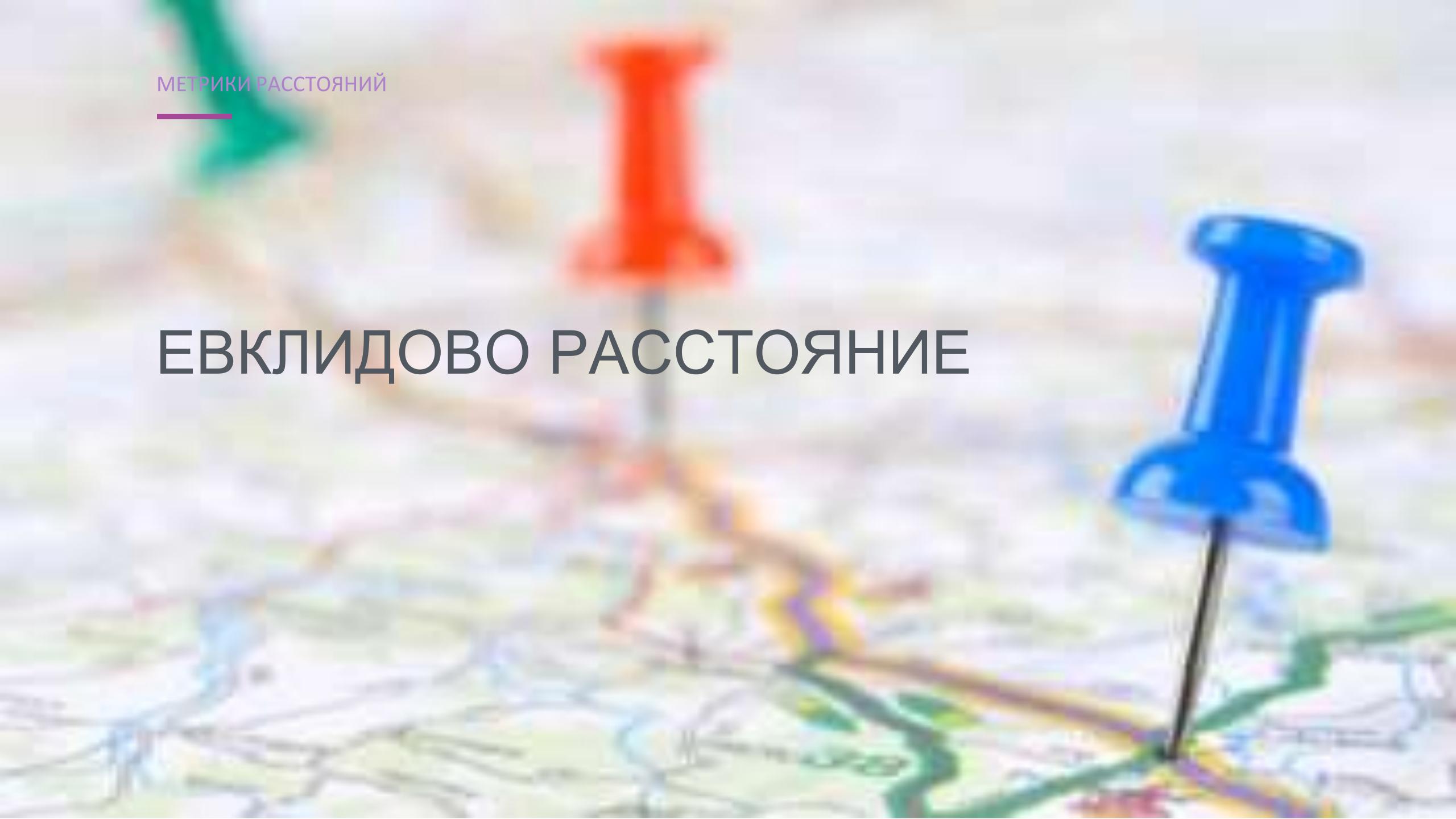
В КОНЦЕ ЗАНЯТИЯ ВЫ:

- будете знать как выбирать метрики близости;
- познакомитесь с алгоритмом KNN;
- потренируемся на различных метриках
- реализуете в коде задачу классификации и регрессии с помощью алгоритма KNN.

О ЧЁМ ПОГОВОРИМ И ЧТО СДЕЛАЕМ

- 1. Что такое близость объектов и в каких задачах это нужно: примеры
- 2. Идея и особенности алгоритма KNN: теория;
- 3. Еще немного практики на различных метриках
- 4. Пример решения задачи классификации KNN: практика;
- 5. Пример решения задачи регрессии через KNN: тоже практика.

МЕТРИКИ РАССТОЯНИЙ

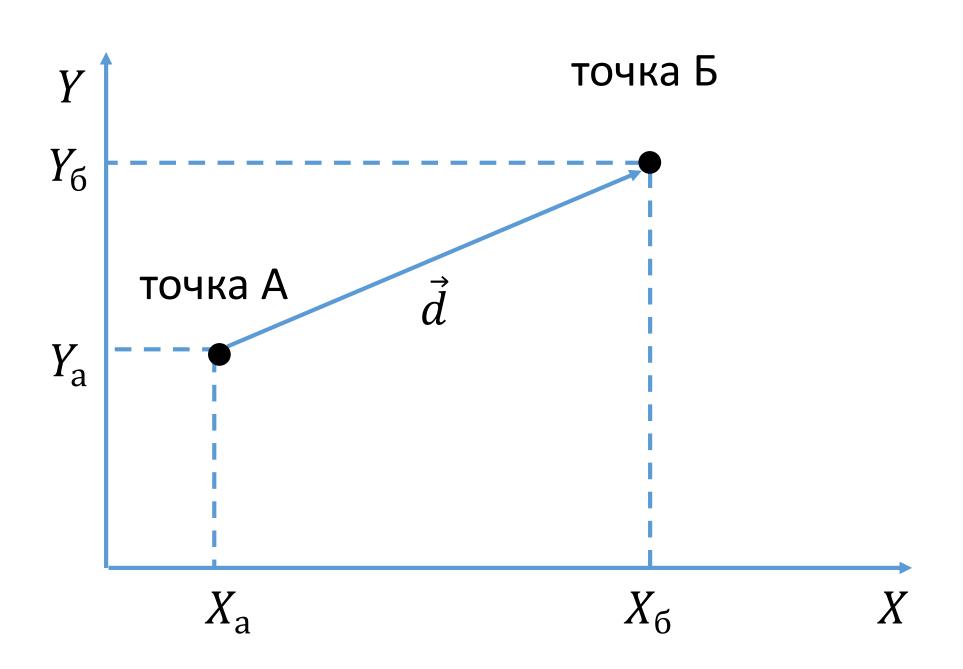


ТОЧКИ НА ПЛОСКОСТИ

точка Б

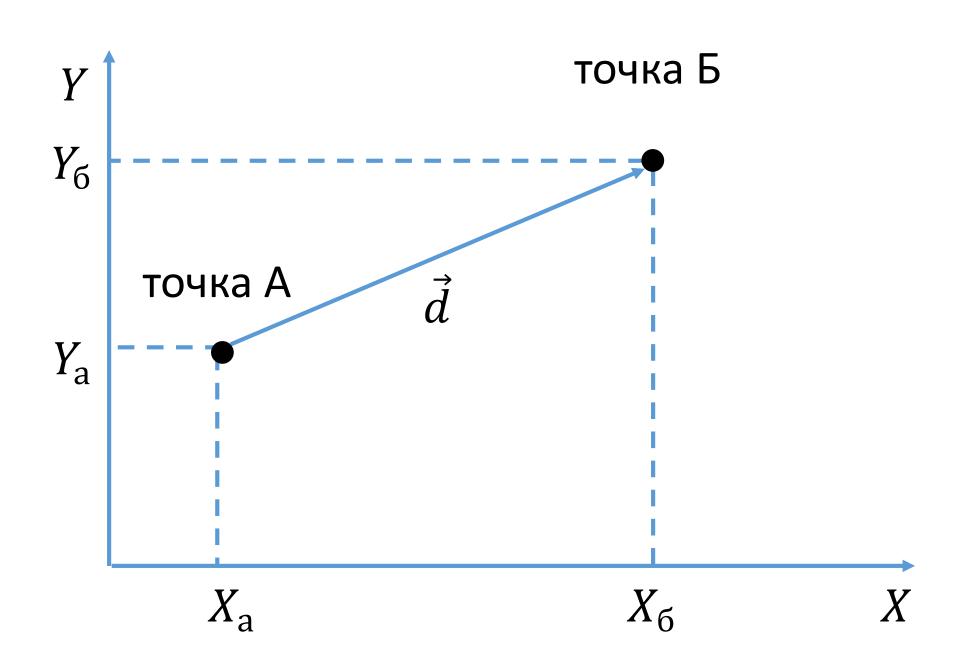
точка А

ТОЧКИ НА ПЛОСКОСТИ



$$d = \sqrt{(X_6 - X_a)^2 + (Y_6 - Y_a)^2}$$

ТОЧКИ НА ПЛОСКОСТИ

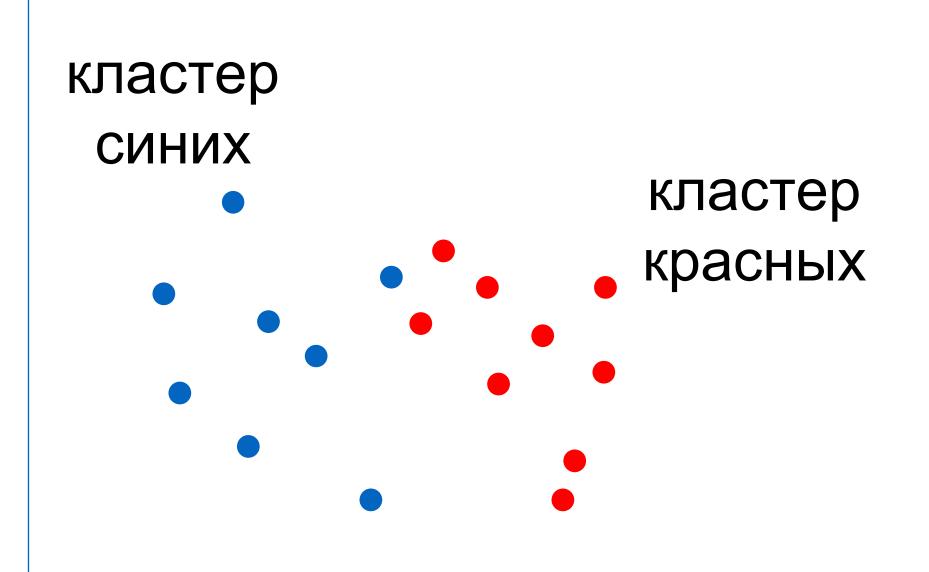


$$d = \sqrt{(X_6 - X_a)^2 + (Y_6 - Y_a)^2}$$

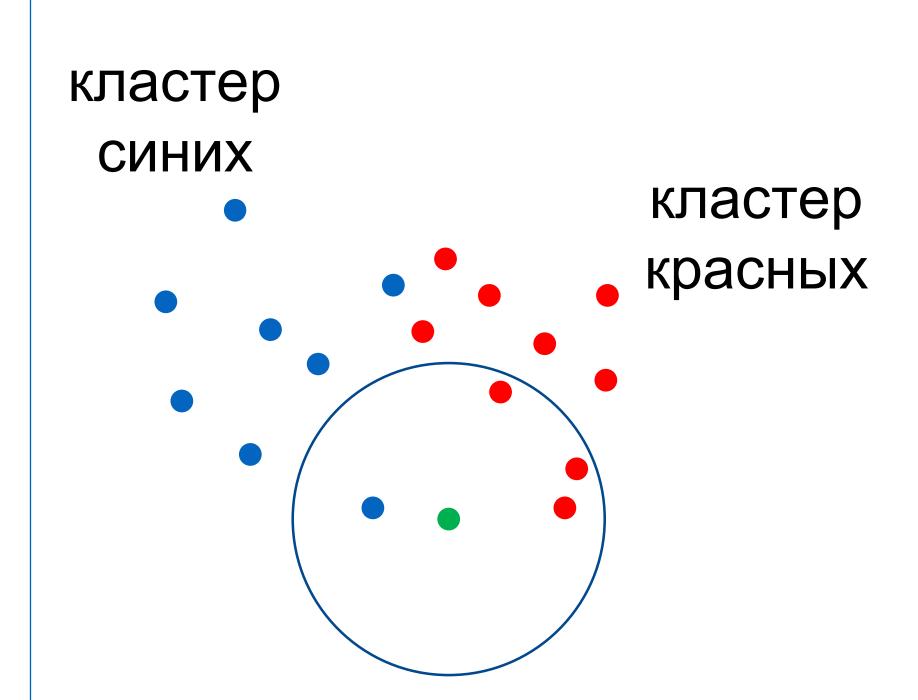
$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} (X_i - Y_i)^2}$$

K NEAREST NEIGHBOR

ИДЕЯ АЛГОРИТМА



ИДЕЯ АЛГОРИТМА



к какому кластеру отнести зеленую точку?

ИДЕЯ АЛГОРИТМА

Берем К ближайших соседей к зеленой точке. Берем класс, наиболее часто встречающийся среди соседей.

Варианты:

- Берем ближайшую точку (k = 1) группа синих
- Учитываем несколько соседей (k = 4) группа красных
- Учитываем вес, обратно пропорциональный расстоянию до точки

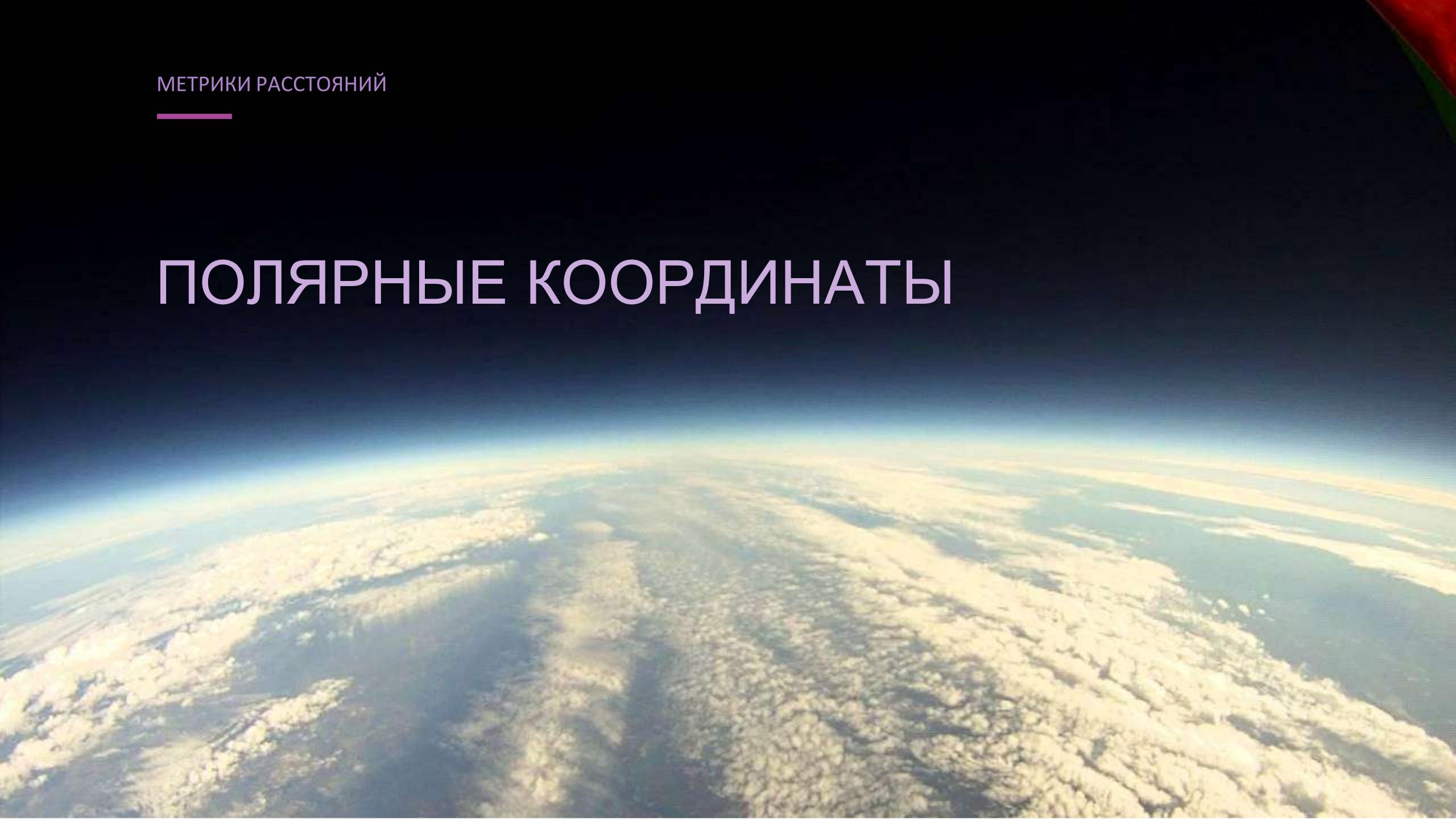
ПРЕИМУЩЕСТВА И НЕДОСТАТКИ

- + Простая реализация и интерпретация
- + Применим ко многим задачам классификации и регрессии

- Число соседей нужно задавать заранее, что иногда определяет результат
- Плохо работает при сильно пересекающихся данных

ВРЕМЯ ПРАКТИКИ

KNN.IPYNB

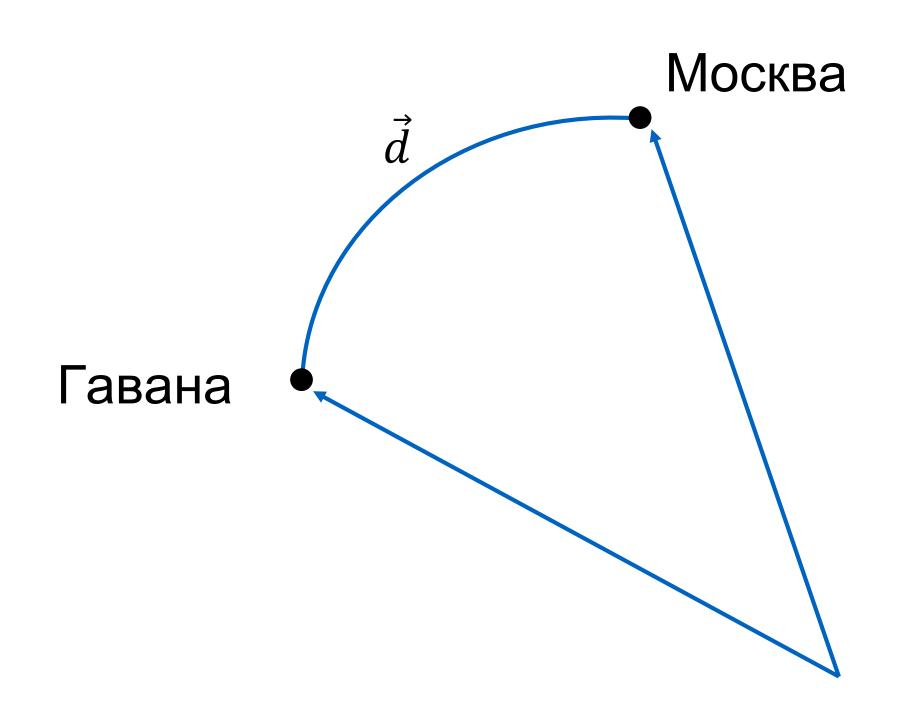


УЧЕТ КРИВИЗНЫ ПОВЕРХНОСТИ

Москва

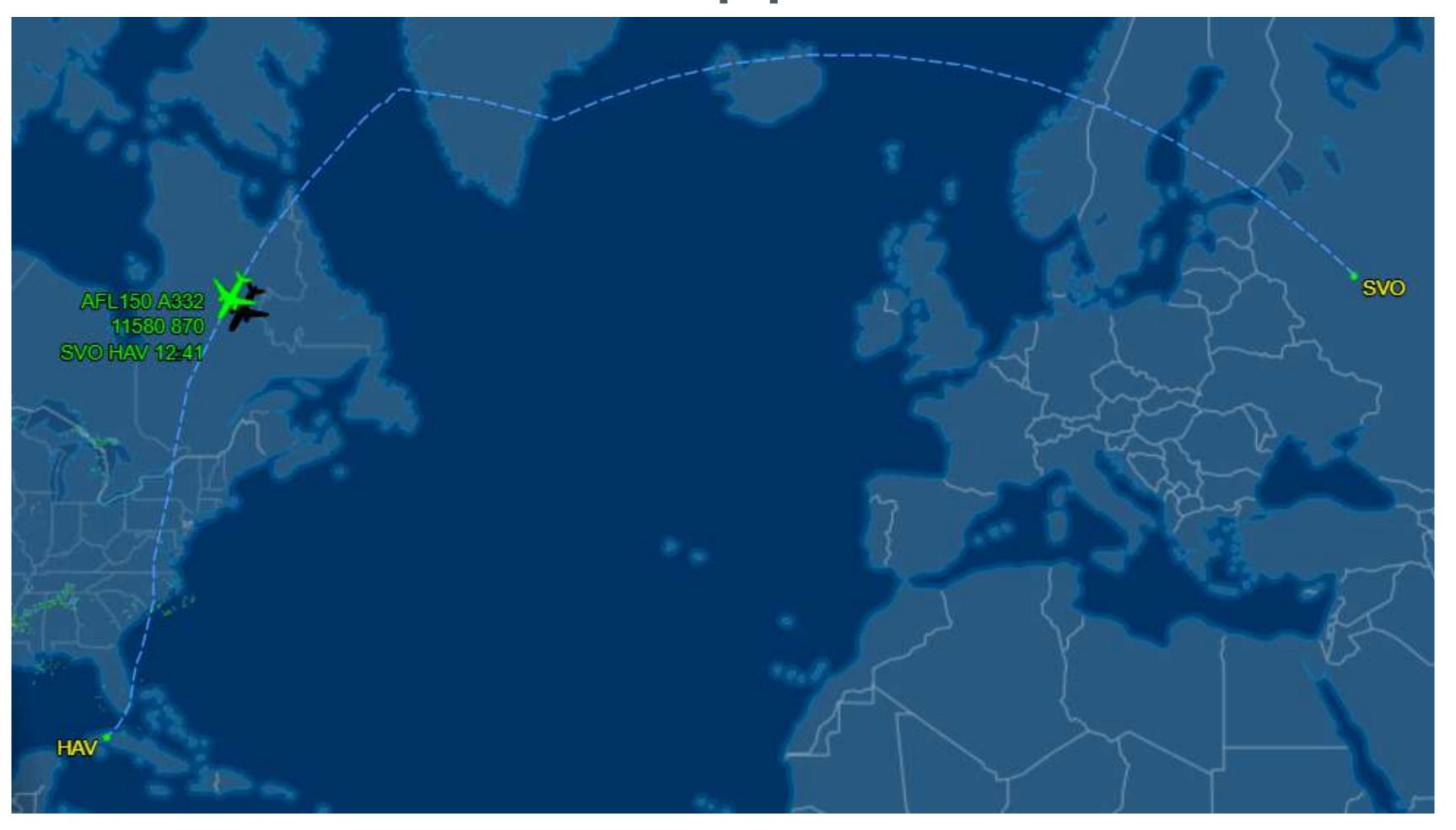
Гавана •

УЧЕТ КРИВИЗНЫ ПОВЕРХНОСТИ



d – длина дуги в полярных координатах

КАК НА САМОМ ДЕЛЕ

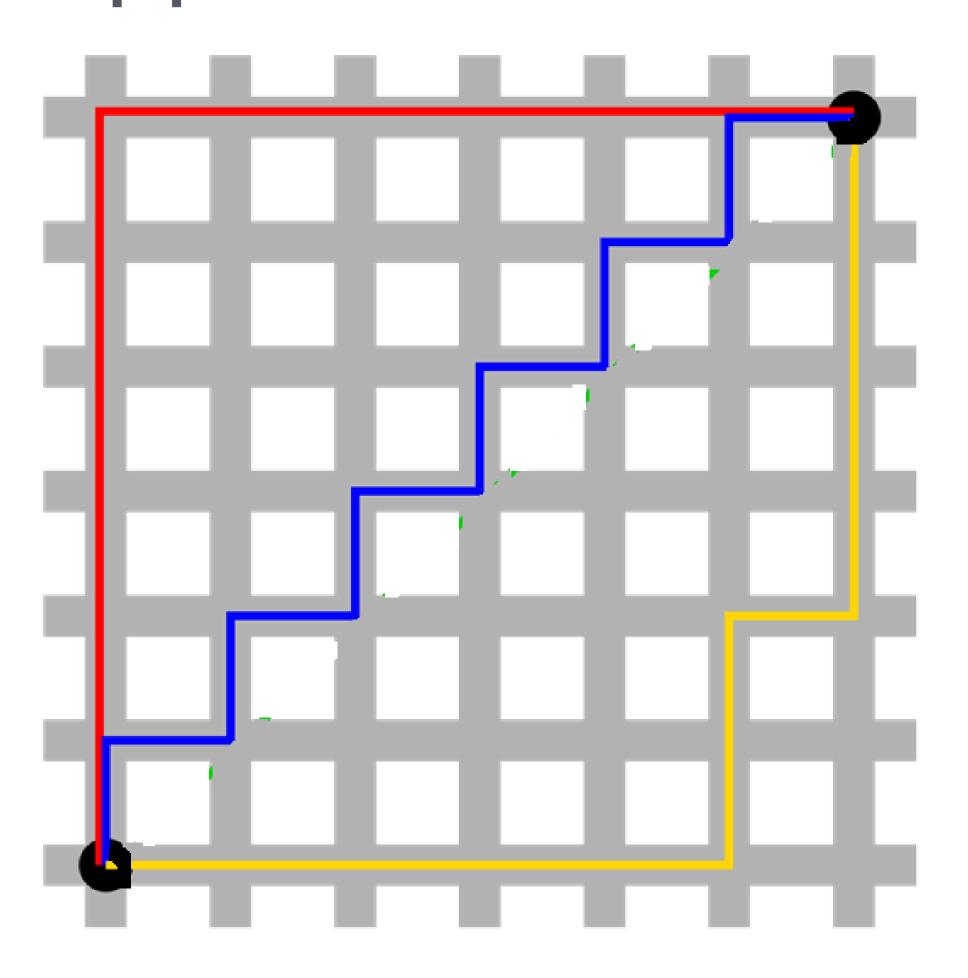


РАССТОЯНИЕ И ПУТЬ

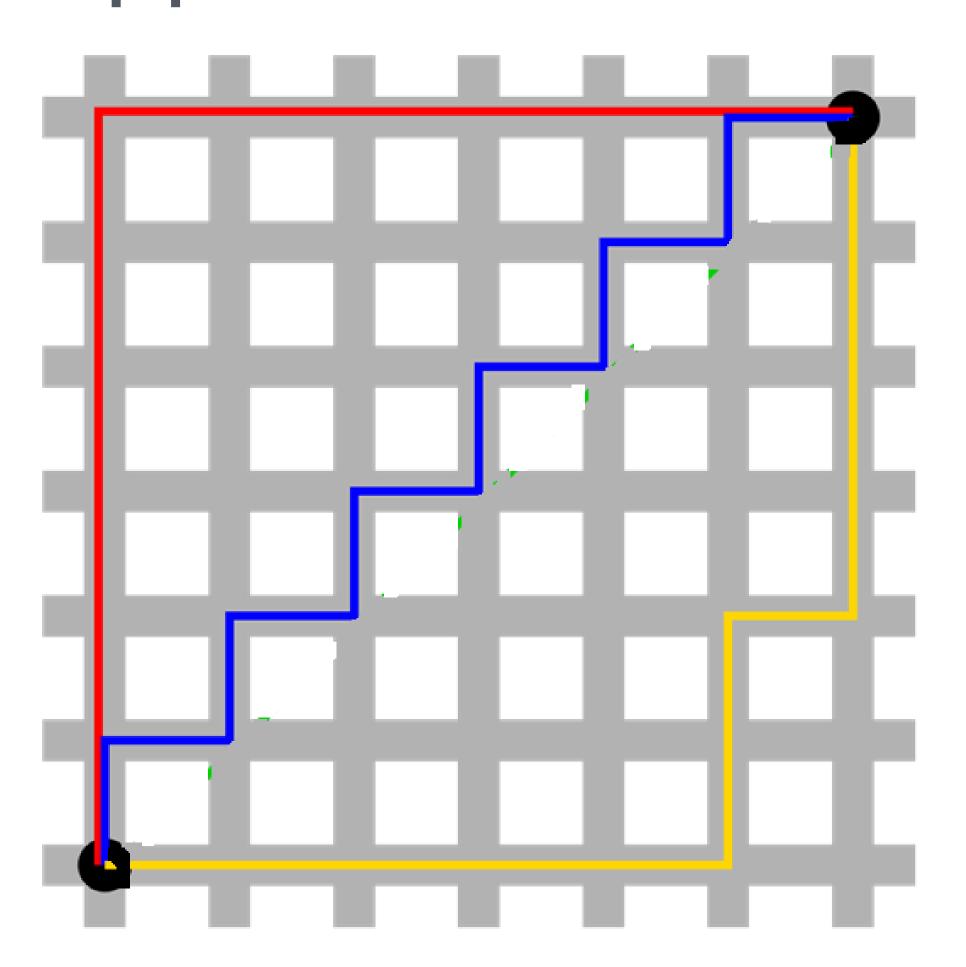
МАНХЭТТЕНСКОЕ РАССТОЯНИЕ

Улицы Манхэттена перпендикулярны друг другу

ДЛИНЫ ВСЕХ ПУТЕЙ РАВНЫ



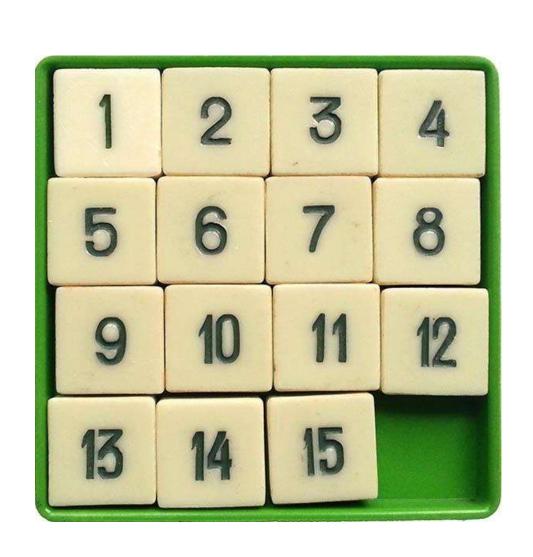
ДЛИНЫ ВСЕХ ПУТЕЙ РАВНЫ



Расстояние городских кварталов

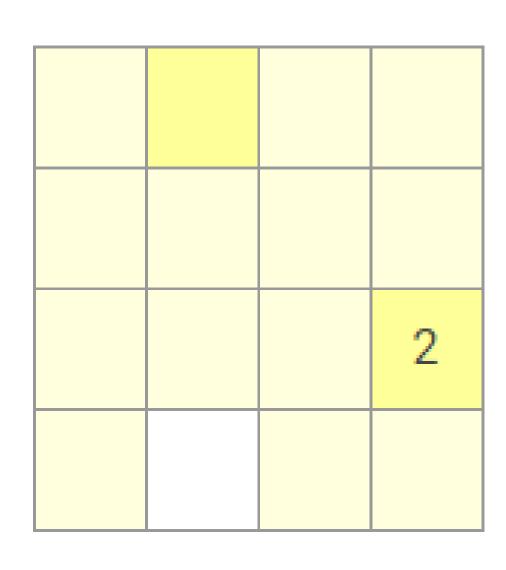
$$d = \sum_{i=1}^{n} |X_i - Y_i|$$

ДЛЯ ПОИСКА ОПТИМАЛЬНОГО РЕШЕНИЯ



Сумма манхэттенских расстояний между костяшками и позициями, в которых они находятся в решённой головоломке «Пятнашки», используется в качестве эвристической функции для поиска оптимального решения

ДЛЯ ПОИСКА ОПТИМАЛЬНОГО РЕШЕНИЯ



В примере манхэттенское расстояние равно 4

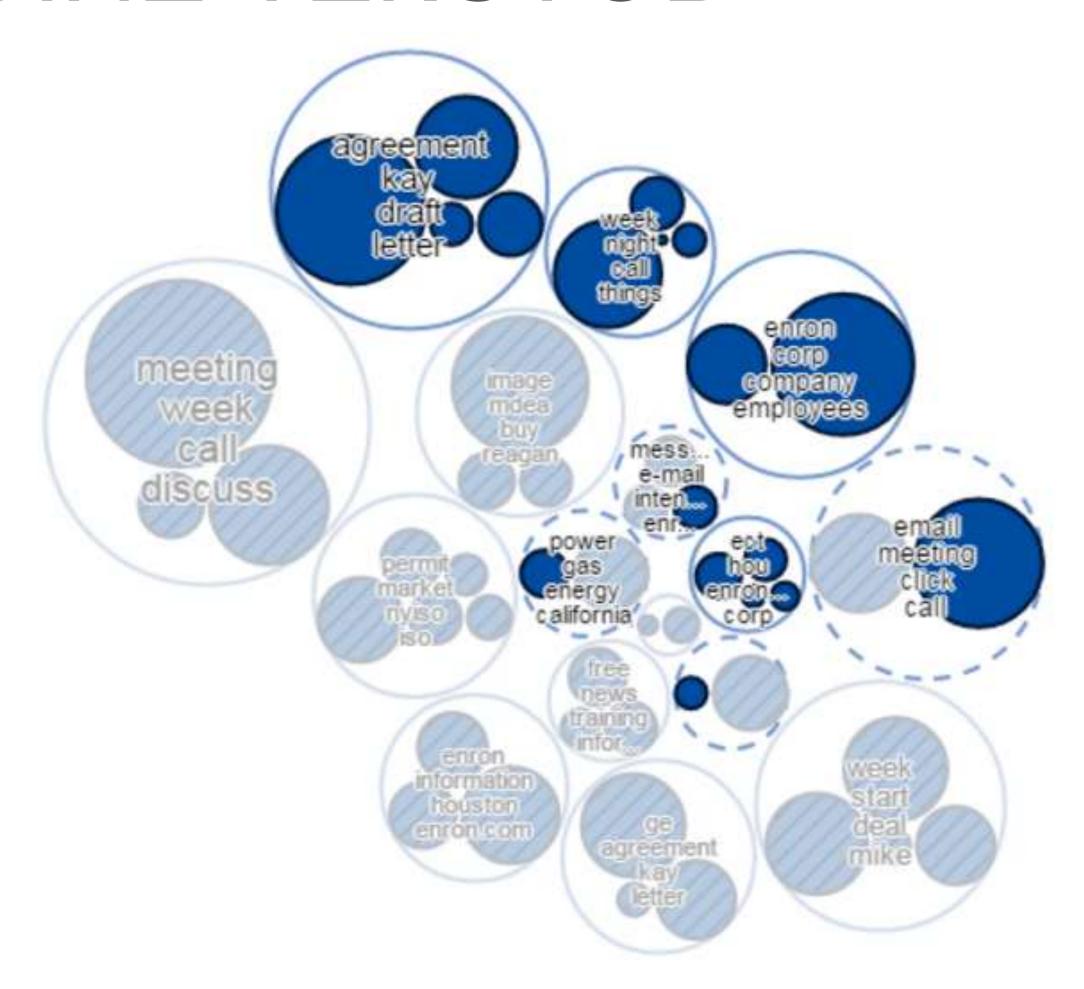
ПРАКТИЧЕСКОЕ ЗАДАНИЕ 1

МАНХЭТТЕНСКОЕ РАССТОЯНИЕ

BARLEY-BREAK.IPYNB

МЕТРИКИ БЛИЗОСТИ ОБЪЕКТОВ

CPABHEHUE TEKCTOB



СТАРТОВЫЙ ЛИСТ

```
1 Шехавцова Анна Ж 1998 РГАУ-МСХА
2 Гречихина Наталья Ж 1994 МГУ
3 Козлова Алена Ж 1994 МГУ
4 Груздева Алина Ж 1998 РГУНГ
5 Кущенко Анна Ж 1997 МГУ
6 Чистякова Анастасия Ж 1998 РГАУ-МСХА
```

РАСПОЗНАВАНИЕ РЕЧИ

```
# результат расшифровки речи диктора
speech_recognition = [
    'кучменко она',
    'кущенко оксана',
    'груздь алина',
    'рычихина наталья',
    'шиховцева на',
    'чистова анастасия'
```

РАССТОЯНИЕ ХЭМИИНГА

Число позиций, в которых соответствующие символы двух слов одинаковой длины различны





РАССТОЯНИЕ ХЭМИИНГА



В телекоме для отслеживания ошибок



В биоинформатике для оценки стабильности цепи

https://docs.scipy.org/doc/scipy0.14.0/reference/generated/scipy.spatial.
distance.hamming.html

РАССТОЯНИЕ ЛЕВЕНШТЕЙНА

Минимальное количество операций вставки одного символа, удаления одного символа и замены одного символа на другой, необходимых для превращения одной строки в другую.

М	М	М	R	ı	М	R	R
С	0	N	Ν		Ε	С	Т
С	О	Ν	Ε	Н	Ε	Α	D

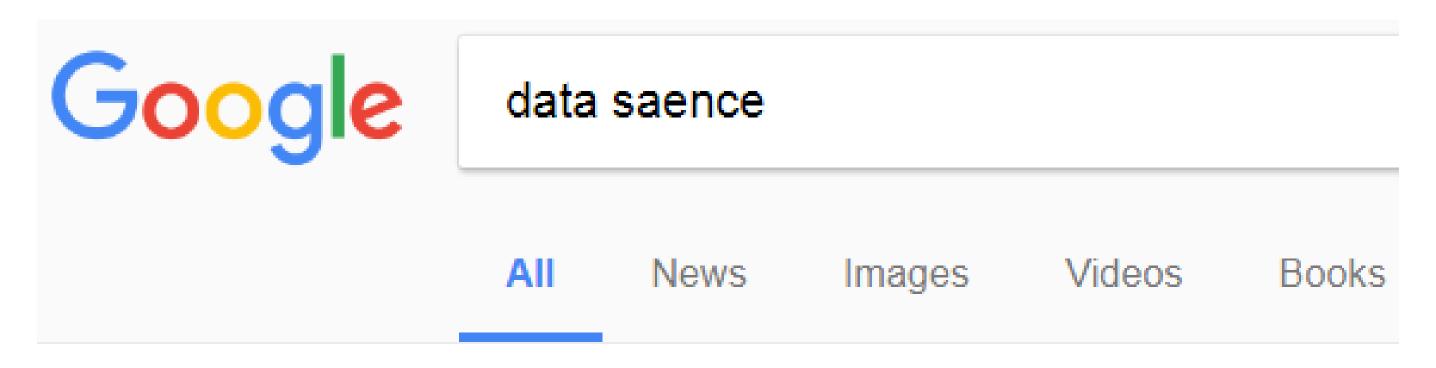
D — удалить,

I — вставить,

R – заменить,

М — совпадение

РАССТОЯНИЕ ЛЕВЕНШТЕЙНА

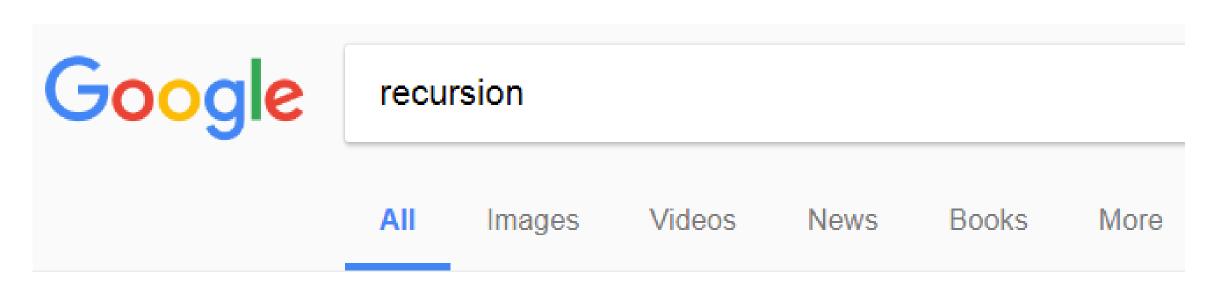


About 56,200,000 results (0.61 seconds)

Showing results for data *science*

РАССТОЯНИЕ ДАМЕРАУ-ЛЕВЕНШТЕЙНА

То же самое, но с добавлением операции транспозиции (перестановки символов)



About 8,450,000 results (0.63 seconds)

Did you mean: recursion

юмор Гугла

ПРАКТИЧЕСКОЕ ЗАДАНИЕ 2 (ДОМАШНЕЕ)

ВРЕМЯ КОДА

LEVENSHTEIN DISTANCE.IPYNB

СЛОВА И ВЕКТОРЫ

METPUKA TF-IDF

$$w_{i,j} = tf_{i,j} \times \log\left(\frac{N}{df_i}\right)$$

 tf_{ij} = number of occurrences of i in j df_i = number of documents containing iN = total number of documents

МЕРА ВАЖНОСТИ ДОКУМЕНТА

TF (term frequency — частота слова) — отношение числа вхождений некоторого слова к общему числу слов документа

IDF (inverse document frequency — обратная частота документа) — инверсия частоты, с которой некоторое слово встречается в документах коллекции

МЕРА ВАЖНОСТИ ДОКУМЕНТА

TF-IDF имеет много модификаций под разные задачи

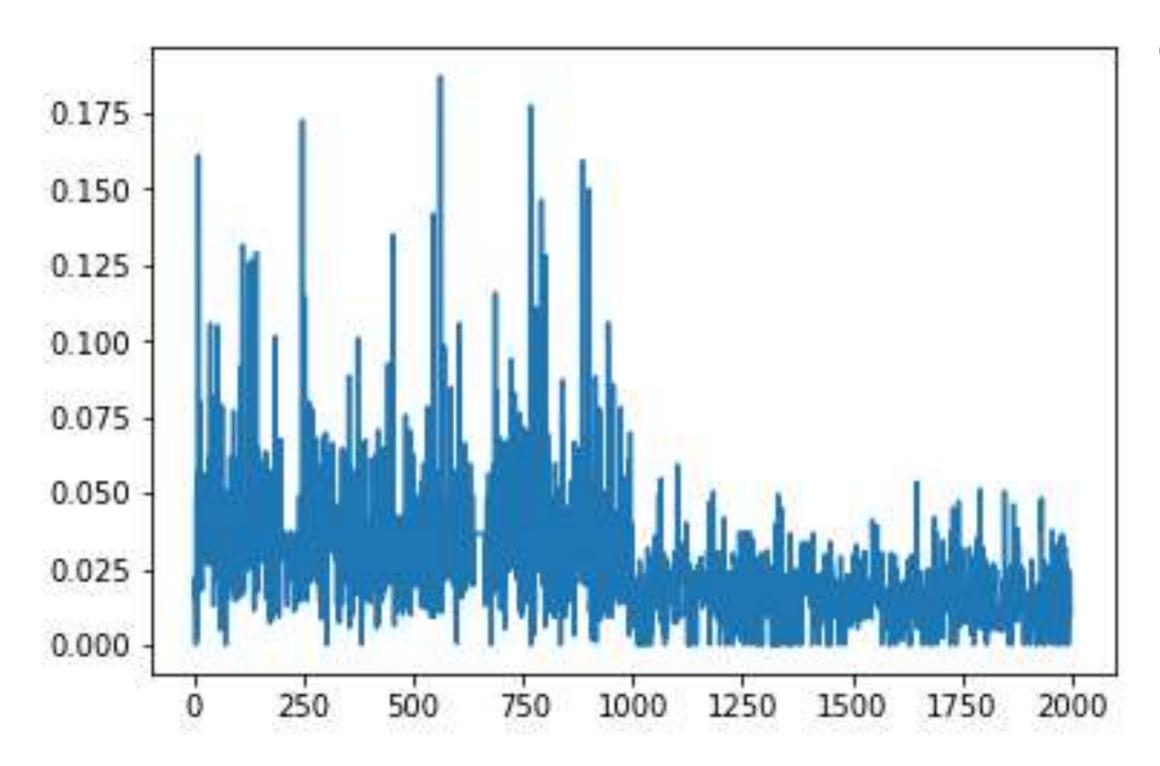
Вариант определения для поисковых систем (т. н. ВМ25)

Пусть дан запрос Q, содержащий слова q_1,\ldots,q_n , тогда функция ВМ25 даёт следующую оценку релевантности документа D запросу Q:

$$\operatorname{score}(D,Q) = \sum_{i=1}^{n} \operatorname{IDF}(q_i) \cdot \frac{f(q_i,D) \cdot (k_1+1)}{f(q_i,D) + k_1 \cdot (1-b+b \cdot \frac{|D|}{\operatorname{avgdl}})},$$

где $f(q_i, D)$ есть частота слова (англ. term frequency, TF) q_i в документе D, |D| есть длина документа (количество слов в нём), а avgdl — средняя длина документа в коллекции. k_1 и b — свободные коэффициенты, обычно их выбирают как $k_1 = 2.0$ и b = 0.75.

ПРИМЕР РАЗЛИЧИЯ ТЕКСТОВ ВАКАНСИЙ



Тексты бухгалтерских вакансий (1-1000) «ближе» по косинусной мере к данному тексту, чем вакансии разработчиков (тексты 1001-2000)

МОДИФИКАЦИИ TF-IDF

КЛАССИФИКАЦИЯ ЗАПРОСОВ

Имеется набор запросов поисковика. Необходимо отнести каждый поисковый запрос к одному из наших проектов или пометить его как undef

Уникальных фраз в месяц – 30 млн. штук Проектов для классификации – 20 штук

КЛАССИФИКАЦИЯ ЗАПРОСОВ

- 1. В качестве обучающей выборки из Яндекс.Метрики берем ключевые слова, по которым переходили на проект. Количество переходов для каждой фразы тоже записываем, это наш аналог частоты
- 2. Считаем модифицированную метрику TF-IDF для каждого слова в запросе, беря вместо частоты количество переходов из пункта 1
- 3. Относим поисковый запрос к проекту с максимальным значением TF-IDF

HEMHOΓΟ Ο ΒΕΚΤΟΡΑΧ WORD2VEC

ОПЕЧАТКИ И ПОДСКАЗКИ

Представление слов в виде векторов позволяет оценить их близость

"нятвуч"

яндех 0.733752369881

янекс 0.711848974228

янлекс 0.698952019215

гмайл 0.694112420082

яндес 0.676702141762

майлру 0.671700835228

яедекс 0.665594637394

янднкс 0.649016737938

меил 0.644513964653

яндек 0.640007019043

"асад + сирия"

игил 0.720687747002

ливии 0.673956394196

сирии 0.641393125057

воюет 0.627352774143

мусульмане 0.621693730354

асада 0.616143345833

ирак 0.597613811493

сирию 0.585588812828

ввела 0.583445549011

госдолг 0.579698681831

СЕМАНТИЧЕСКИ БЛИЗКИЕ СЛОВА

"замок+дверь"

заклинила 0.5750108361 дверной 0.542515099049 замка 0.541278779507 металлическую 0.533510 личинку 0.525701284409 заднюю 0.521266341209 багажника 0.5204059481 врезать 0.516109466553 врезной 0.508815765381 обшивку 0.508574485779

"замок + ваз"

инжектор 0.655442953 2110 0.639303267002 2107 0.638078570366 2115 0.629198908806 2114 0.612880945206 2106 0.608877778053 замка 0.605489730835 ручника 0.5999284982 2109 0.595452368259 стеклоподъемник 0.59

"замок + швейцария"

швеция 0.452736794 финляндия 0.451543 германия 0.4477606 австрия 0.43222194 шв 0.431186437607 щвеция 0.428391844 лихте 0.4273314476 футбольный 0.41752 лихтенштей 0.41578 бронза 0.411839365



АВТОМАТИЧЕСКИЙ ПОИСК СЮЖЕТОВ

Выборка текстов новостей

спасение летчика

Cluster 8

парашют

охотиться

приземление

спецназ

ведение

вблизи

кратковременный

пытаться

гены и допинг

Cluster 27

препарат

здоровье

среднее

организм

пациент

эффект

вирус

сопровождать

санкции Турции и IT

Cluster 48

постановление

ограничение

ответный

запрет

продление

расширение

договор

оборонный

предусматривать

СХОЖЕСТЬ ПОЛЬЗОВАТЕЛЕЙ

КОЭФИЦИЕНТ ЖАККАРА

$$K = \frac{n(A \cap B)}{n(A \cup B)}$$

Отношение количества элементов, общих для множеств А и В, к общему количеству элементов в этих множествах

КОЭФИЦИЕНТ ЖАККАРА

Удобно использовать в рекомендательных системах

Товары

Признак	Телефон 1 vs 2
Память	совпадает
Экран	разный
Процессор	совпадает

Предпочтения пользователей

Фильм	Пользователь 1	Пользователь 2
Гадкий Я	***	*
Мумия	**	* * *
Пираты	****	***

СНОВА ПРИМЕР

JACCARD.IPYNB

ПРО ПРОИЗВОЛЬНЫЕ РАССТОЯНИЯ

KNN NBA.IPYNB

KNN N PEIPECCNЯ

ПРОСТО ПОСМОТРИМ КОД

KNN REGRESSION.IPYNB

ЧТО МЫ СЕГОДНЯ УЗНАЛИ

- 1. Метрики расстояний и близости объектов в применении к различным задачам.
- 2. Рассмотрели идею алгоритма KNN.
- 3. Реализовали на практике алгоритм KNN в задачах классификации и регрессии.

ПОЛЕЗНЫЕ МАТЕРИАЛЫ

- 1. Примеры различных корреляций http://www.tylervigen.com/spurious-correlations
- 2. **Enor Open Data Science**https://habrahabr.ru/company/ods/blog/322534/#metod-blizhayshih-sosedey
- 3. Еще примеры метрик https://ru.coursera.org/learn/supervised-learning/lecture/gqbPl/mietriki-v-knn



Спасибо за внимание!

АРТУР САПРЫКИН