

Линейная алгебра с библиотекой Numpy





#### CTPYKTYPA KYPCA

### Повторение основ (вводный урок)

#### Библиотека Pandas

(загрузка данных, манипуляции с данными, агрегирование) 2 урока

#### Библиотеки Matplotlib и Seaborn

(визуализация данных, разведочный анализ, построение графиков и диаграмм)

1 урок

#### Библиотека Scipy

(стат. анализ и проверка статистических гипотез, оптимизация)

1 урок

#### Библиотека Numpy

(линейная алгебра, матрицы и векторы, мера близости)

1 урок

#### Библиотеки Scikit-learn

(предобработка данных, построение предиктивных MLмоделей) 1 урок

### Feature Engineering (повышение кауества

повышение качества ML-моделей) 1 урок

**ИТОГОВЫЙ ПРОЕКТ** 

**GeekBrains** 



#### В ЭТОМ УРОКЕ

- → Работа с матрицами
- → Векторы и метрики расстояний
- Рекомендательные системы



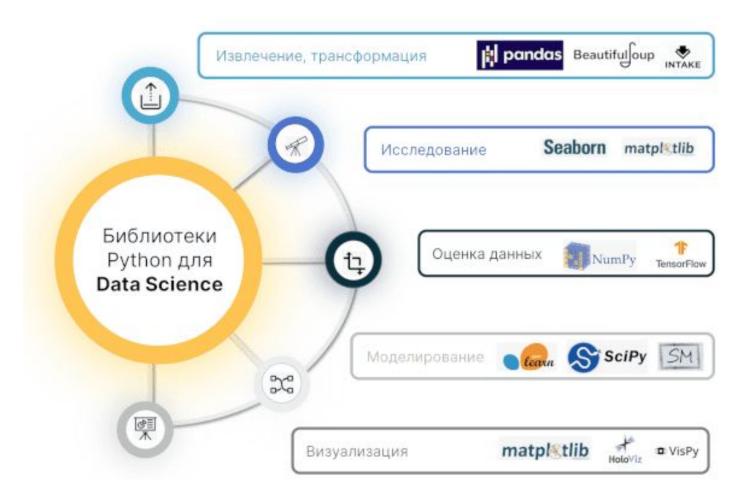
# NumPy

- → поддержка многомерных массивов, в т.ч. разреженных массивов (sparse arrays);
- поддержка высокоуровневых математических функций, предназначенных для работы с многомерными массивами;
- → совместимость со многими библиотеками;
- → простота использования;
- → открытый исходный код.

### БИБЛИОТЕКА NUMPY



### POЛЬ NUMPY В ЭКОСИСТЕМЕ PYTHON





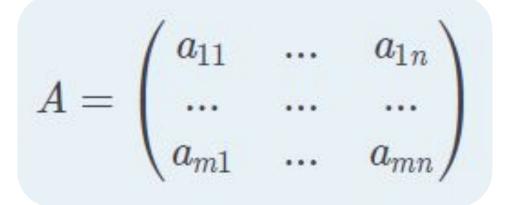
МАТРИЦЫ

D concors

| concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | concors | con

	fixed acidity	volatile acidity	citric acid	residual sugar	chlorides	free sulfur dioxide	total sulfur dioxide	density	рН	sulphates	alcohol	quality
0	7.4	0.700	0.00	1.9	0.076	11.0	34.0	0.9978	3.51	0.56	9.4	5
1	7.8	0.880	0.00	2.6	0.098	25.0	67.0	0.9968	3.20	0.68	9.8	5
2	7.8	0.760	0.04	2.3	0.092	15.0	54.0	0.9970	3.26	0.65	9.8	5
3	11.2	0.280	0.56	1.9	0.075	17.0	60.0	0.9980	3.16	0.58	9.8	6
4	7.4	0.700	0.00	1.9	0.076	11.0	34.0	0.9978	3.51	0.56	9.4	5
5	7.4	0.660	0.00	1.8	0.075	13.0	40.0	0.9978	3.51	0.56	9.4	5
6	7.9	0.600	0.06	1.6	0.069	15.0	59.0	0.9964	3.30	0.46	9.4	5
7	7.3	0.650	0.00	1.2	0.065	15.0	21.0	0.9946	3.39	0.47	10.0	7
8	7.8	0.580	0.02	2.0	0.073	9.0	18.0	0.9968	3.36	0.57	9.5	7
9	7.5	0.500	0.36	6.1	0.071	17.0	102.0	0.9978	3.35	0.80	10.5	5
10	6.7	0.580	0.08	1.8	0.097	15.0	65.0	0.9959	3.28	0.54	9.2	5
11	7.5	0.500	0.36	6.1	0.071	17.0	102.0	0.9978	3.35	0.80	10.5	5
12	5.6	0.615	0.00	1.6	0.089	16.0	59.0	0.9943	3.58	0.52	9.9	5
13	7.8	0.610	0.29	1.6	0.114	9.0	29.0	0.9974	3.26	1.56	9.1	5
14	8.9	0.620	0.18	3.8	0.176	52.0	145.0	0.9986	3.16	0.88	9.2	5



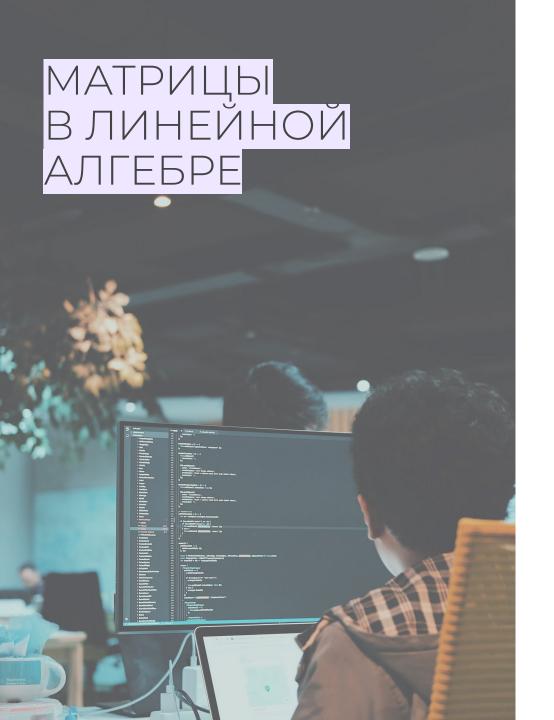


#### Вектор-строка:

$$B = \begin{pmatrix} b_1 & ... & b_n \end{pmatrix}$$

#### Вектор-столбец:

$$C = \begin{pmatrix} c_1 \\ ... \\ c_m \end{pmatrix}$$





### МАТРИЦЫ В NUMPY

```
[1] # импорт библиотеки import numpy as np
```

```
array([[1, 2, 3],
[4, 5, 6],
[7, 8, 9]])
```

```
[3] # создание вектора-столбца(строки)
b = np.array([1,2,3,4])
b
array([1, 2, 3, 4])
```

```
[4] # импорт библиотеки 
import pandas as pd
```

```
# получение датафрейма из питру-массива df = pd.DataFrame(np.array([[1, 2, 3], [4, 5, 6], [7, 8, 9]])) df
```

```
    Ø 1 2
    Ø 1 2 3
    1 4 5 6
    2 7 8 9
```

[6] # получение numpy-массива из датафрейма df.values

```
array([[1, 2, 3],
[4, 5, 6],
[7, 8, 9]])
```



### METOДЫ NUMPY

- → np.sum(a) сумма элементов массива
- → np.mean(a) среднее значение элементов массива
- → np.arange(0, 10) массив от 0 до 9 (аналог range)
- → np.random.shuffle(a) случайная перестановка элементов массива
- → np.concatenate((b, c)) объединение нескольких массивов



### ДЕЙСТВИЯ НАД МАТРИЦАМИ

#### Пример сложения матриц.

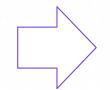
Даны две матрицы: 
$$A = \begin{pmatrix} 2 & 4 \\ 6 & 7 \end{pmatrix}$$
;  $B = \begin{pmatrix} 8 & 5 \\ 7 & 3 \end{pmatrix}$ 

$$C = A + B = \begin{pmatrix} 2+8 & 4+5 \\ 6+7 & 7+3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 10 & 9 \\ 13 & 10 \end{pmatrix}$$



#### Пример умножения матриц.

$$C = A \times B = \begin{pmatrix} 2*8+4*7 & 2*5+4*3 \\ 6*8+7*7 & 6*5+7*3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 44 & 22 \\ 97 & 51 \end{pmatrix}$$

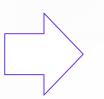




### ДЕЙСТВИЯ НАД МАТРИЦАМИ

#### Транспонирование:

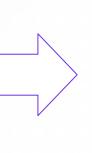
$$A = \begin{pmatrix} 12 & -1 \\ -5 & 0 \end{pmatrix} \quad A^T = \begin{pmatrix} 12 & -5 \\ -1 & 0 \end{pmatrix}$$



#### Решение СЛАУ:

$$\begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \dots + a_{1n}x_n = b_1 \\ a_{12}x_1 + a_{22}x_2 + \dots + a_{2n}x_n = b_2 \\ \dots \\ a_{m1}x_1 + a_{m2}x_2 + \dots + a_{mn}x_n = b_m \end{cases} \qquad AX = B$$

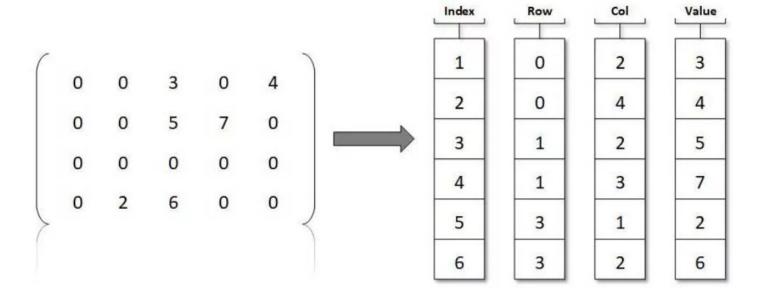
$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_{m1} & a_{m2} & \dots & a_{mn} \end{pmatrix} \qquad X = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \dots \\ x_n \end{pmatrix} \qquad B = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \dots \\ b_m \end{pmatrix}$$





### РАЗРЕЖЕННЫЕ МАТРИЦЫ

## **Sparse Matrix**



[ ] from scipy.sparse import csr\_matrix
 csr\_array = csr\_matrix(array)

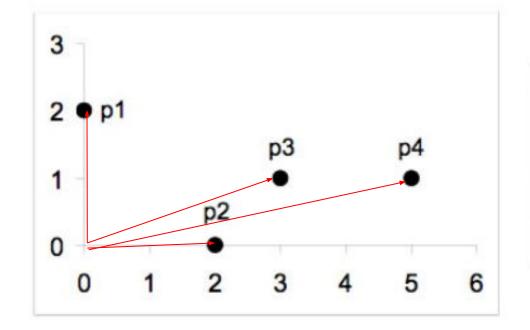






ВЕКТОРЫ

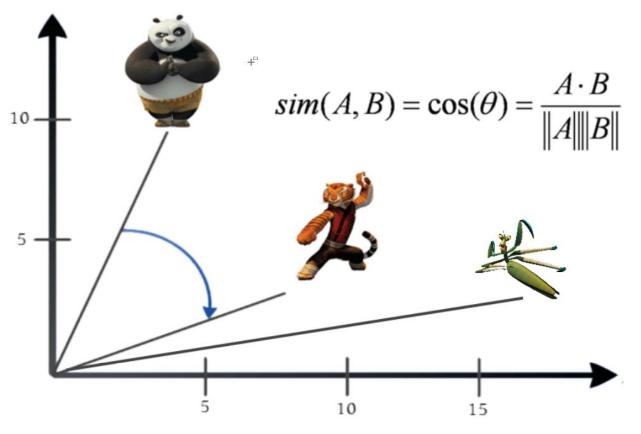
A



point	X	у
p1	0	2
p2	2	0
р3	3	1
p4	5	1



#### Сила



```
[ ] # определение величины угла между векторами

def cosine(A, B):
    len_a = np.linalg.norm(a) # определение длин векторов
    len_b = np.linalg.norm(b)
    return np.dot(a, b) / (len_a * len_b)

[ ] # величина угла в радианах
```

Ловкость ис

Источник: medium.com

np.arccos(cosine(A, B)) # величина угла в градусах

np.arccos(cosine(A, B))\*360 / 2 / np.pi

### МЕРА СХОДСТВА



$$cos(\theta) = \frac{A \cdot B}{\|A \parallel B\|} = \frac{\sum_{i} A_{i} B_{i}}{\sqrt{\sum_{i} A_{i}^{2}} \sqrt{\sum_{i} B_{i}^{2}}}$$

		cos	Sim			
	Spag Sauce	Spag Meat Sauce	Eggplant Relish	Creole Sauce	Salsa	Enchilada Sauce
Spag Sauce	1.00	0.59	0.59	0.51	0.50	0.13
Spag Meat Sauce	0.59	1.00	0.46	0.56	0.39	0.10
Eggplant Relish	0.59	0.46	1.00	0.38	0.35	0.00
Creole Sauce	0.51	0.56	0.38	1.00	0.31	0.20
Salsa	0.50	0.39	0.35	0.31	1.00	0.13
Enchilada Sauce	0.13	0.10	0.00	0.20	0.13	1.00



### РЕКОМЕНДАТЕЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ

#### Подобрали для вас



38 990₽

Распошивальная машина Janome Cover...



10 190₽

Беспроводные наушники Apple AirPo...



19 790₽

Швейная машина Janome Clio 325



44 990 P 49 990 P

Часы SUUNTO 9 Baro



74 620 P 97 970 P

Вышивальная машина Janome Memory Craft... Nut Nut

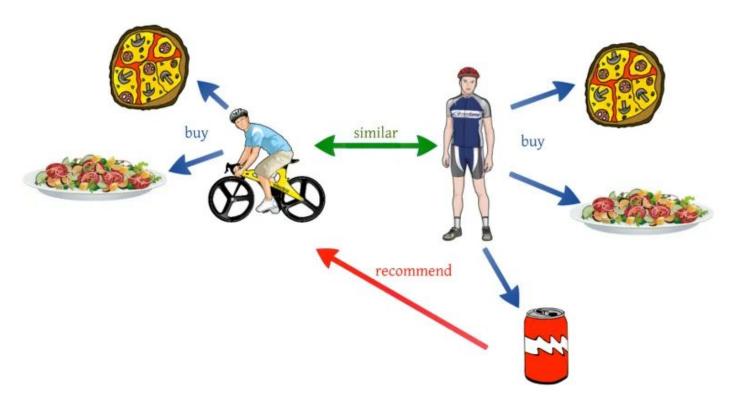
380₽

Смесь Nutr 1 Premium



## COLLABORATIVE FILTERING

	item1	item2	item3	item4	item5	item6	item7	item8
user1						1	1	
user2	1	1	1					
user3		1		1	1		1	
user4	1	1		1		1	1	1



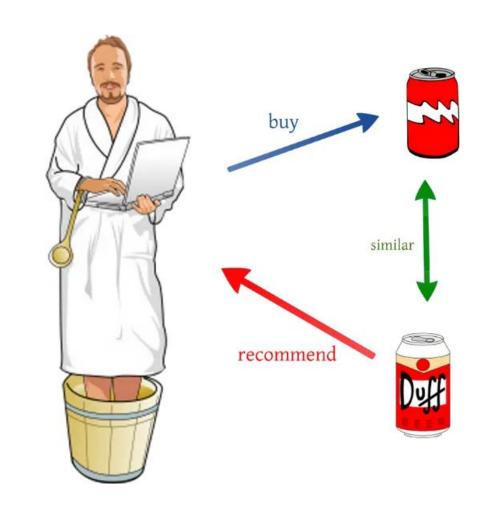
people with similar taste to you like the thing you like.

Источник: dataaspirant.com



## CONTENT-BASE FILTERING

	user1	user2	user3	user4
item1		1		1
item2		1	1	1
item3		1		
item4			1	1
item5			1	
item6	1			1
item7	1		1	1
item8				1



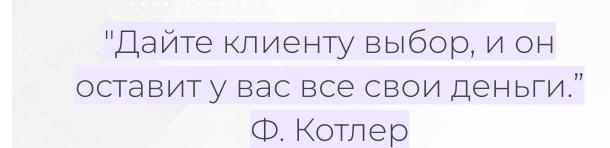
people who liked this also liked these as well

Источник: dataaspirant.com

















#### РЕЗЮМЕ УРОКА

- Вспомнили про матрицы и узнали как представлять данные в виде матриц в
   Numpy
- → Научились измерять меру близости между векторами
- Разработали базовый алгоритм рекомендательной системы



### ДОМАШНЕЕЗАДАНИЕ



#### Решить кейс:

Руководство решает внедрить фичу "С этим товаром покупают" в Интернет-магазине. Вам предлагается протестировать фичу на одном из товаров. Для тестирования фичи вам исходя из истории покупок в интернет-магазине нужно определить ТОП-10 наиболее близких товаров к исходному.

- 1. Используйте датасет с практики текущего урока.
- 2. Создайте матрицу item-customer (по срокам товары, по столбцам покупатели)
- 3. Проведите оценку мер близости товаров, получив матрицу item\_item\_sim\_matrix со значениями косинусов между векторами товаров.
- 4. Отберите ТОП-10 похожих товаров по StockCode.
- 5. Выведите список ТОП-10 похожих товаров с названиями (Description) на экран.

Исходный товар - StockCode: 23166 Description: MEDIUM CERAMIC TOP STORAGE JAR

Geeк Формат - ссылка на ноутбук Colab.



### Дополнительные материалы

- 1. Как работают рекомендательные системы
- 2. Рекомендательные системы: как помочь пользователю найти то, что ему нужно?







### ВАШИ ВОПРОСЫ





