



















09.03.2017

Вычислительные модели с использованием научных библиотек Python Линейная алгебра

# Базовые типы, dense matrix

```
#1
           >>> import numpy as np
           >>> from scipy import linalg
           \rightarrow > A = np.array([[1,2],[3,4]])
           >>> A array([[1, 2], [3, 4]])
           >>> linalg.inv(A)
           array([[-2., 1.], [1.5, -0.5]])
           >>> b = np.array([[5,6]]) #2D array
           >>> b
           array([[5, 6]])
           >>> b.T
           array([[5], [6]])
           >>> A*b #not matrix multiplication!
           array([[ 5, 12], [15, 24]])
           >>> A.dot(b.T) #matrix multiplication
           array([[17], [39]])
```

```
#2

>>> import numpy as np

>>> A = np.mat('[1 2;3 4]')

>>> A

matrix([[1, 2], [3, 4]])

>>> A.I

matrix([[-2., 1.], [1.5, -0.5]])

>>> b = np.mat('[5 6]')

>>> b

matrix([[5, 6]])

>>> b.T

matrix([[5], [6]])

>>> A*b.T

matrix([[17], [39]])
```



# Базовые типы, sparse matrix

## Способы хранения

1.csc\_matrix: Compressed Sparse Column format

2.csr\_matrix: Compressed Sparse Row format

3.bsr\_matrix: Block Sparse Row format

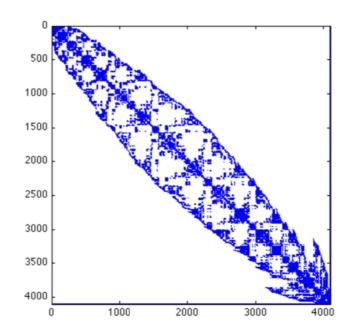
4.lil\_matrix: List of Lists format

5.dok\_matrix: Dictionary of Keys format

6.coo\_matrix: COOrdinate format (aka IJV, triplet format)

7.dia\_matrix: DIAgonal format

>>> import numpy as np
>>> import scipy.sparse as sps







## СЛАУ

## Постановка задачи

$$Au = f$$

## Число обусловленности матрицы А

$$\mu(\mathbf{A}) = \left\| \mathbf{A}^{-1} \right\| \left\| \mathbf{A} \right\|$$

$$\mu \approx 1 \div 10$$

-хорошо обусловленная СЛАУ

$$\mu >> 10^2 \div 10^3$$

-плохо обусловленная СЛАУ



# СЛАУ, точные методы

## LU-разложение

```
\mathbf{A} = \mathbf{L}\mathbf{U}\mathbf{L}\mathbf{v} = \mathbf{f}, \mathbf{U}\mathbf{u} = \mathbf{v}
```

```
>>> import numpy as np
>>> from scipy import linalg
>>> A = np.array([[1, 2], [3, 4]])
>>> A = np.array([[1, 2], [3, 4]])
>>> b = np.array([[5], [6]])
>>> b
array([[5], [6]])
>>> linalg.inv(A).dot(b) # slow
array([[-4. ], [ 4.5]])
>>> np.linalg.solve(A, b) # fast
array([[-4. ], [ 4.5]])
```

```
>>> import numpy as np
>>> from scipy.sparse import linalg
>>> mtx = sparse.spdiags([[1, 2, 3, 4, 5], [6, 5, 8, 9, 10]], [0, 1], 5, 5)
>>> mtx.todense()
matrix([[ 1, 5, 0, 0, 0], [ 0, 2, 8, 0, 0], [ 0, 0, 3, 9, 0], [ 0, 0, 0, 4, 10], [ 0, 0, 0, 0, 5]])
>>> rhs = np.array([1, 2, 3, 4, 5], dtype=np.float32)
>>>x= dsolve.spsolve(mtx1, rhs, use_umfpack=False)
```



# СЛАУ, точные методы

## Метод Холецкого

$$\mathbf{A} = \mathbf{L}\mathbf{L}^T$$

$$\mathbf{L} = \left( egin{array}{ccccc} l_{11} & 0 & \cdots & 0 \\ l_{12} & l_{22} & \cdots & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ l_{1n} & l_{2n} & \cdots & l_{nn} \end{array} 
ight) & \mathbf{Q}^{-} \ \text{ортогональная} \\ \mathbf{R}^{-} \ \text{верхняя} \ \text{треугольная} \\ \mathbf{Q}^{\mathsf{T}} \cdot \mathbf{Q} \cdot \mathbf{R} \cdot \mathbf{x} = \mathbf{Q}^{\mathsf{T}} \cdot \mathbf{b}, \end{array}$$

$$\mathbf{L}\mathbf{v} = \mathbf{f}, \mathbf{L}^{\mathrm{T}}\mathbf{u} = \mathbf{v}.$$

## Метод QR

$$A=Q\cdot R$$
,

Q – ортогональная

$$Q^{T} \cdot Q \cdot R \cdot x = Q^{T} \cdot b$$
,

$$\mathbf{R} \cdot \mathbf{x} = \mathbf{Q}^{\mathrm{T}} \cdot \mathbf{b}$$
.



# СЛАУ, итерационные методы

#### Список методов

- BIConjugate Gradient
- BIConjugate Gradient STABilized
- Conjugate Gradient
- Conjugate Gradient Squared
- Generalized Minimal RESidual(GMRES)
- LGMRES
- MINimum RESidual
- Quasi-Minimal Residual

```
>>> import numpy as np
>>> import scipy.sparse.linalg as linalg
```



# СЛАУ, предобусловливание

## Общая идея

 $M^{-1}Ax=M^{-1}b$ ,

М должна быть по возможности близка к матрице А;

М должна быть легко вычислима;

М должна быть легко обратима.

## ILU разложение

M=LU+R≈ LU

Функция spilu()



# Понижение размерности данных

## Оценка рейтинга фильмов пользователями

userId	movield	rating	timestamp
1	1	5	847117005
1	2	3	847642142
1	10	3	847641896
1	32	4	847642008
1	34	4	847641956
1	47	3	847641956
1	50	4	847642073
1	62	4	847642105
1	150	4	847116751
1	153	3	847116787
1	160	3	847642008
1	161	4	847641896
1	165	4	847116787
1	185	3	847641919
1	185	3	847641919

movield	title	genres
1	Toy Story (1995)	Adventure   Animation   Children
2	Jumanji (1995)	Adventure   Children   Fantasy
3	Grumpier Old Men (1995)	Comedy   Romance
4	Waiting to Exhale (1995)	Comedy   Drama   Romance
5	Father of the Bride Part II (1995)	Comedy
6	Heat (1995)	Action   Crime   Thriller
7	Sabrina (1995)	Comedy   Romance
8	Tom and Huck (1995)	Adventure   Children
9	Sudden Death (1995)	Action
10	GoldenEye (1995)	Action   Adventure   Thriller
11	American President, The (1995)	Comedy   Drama   Romance
12	Dracula: Dead and Loving It (1995)	Comedy Horror
13	Balto (1995)	Adventure   Animation   Children
14	Nixon (1995)	Drama



	iviovies (reatures) ————					
5)		Movie 1	Movie 2	Movie 3	Movie 4	
	User 1	1	3	2	1	
	User 2	2			5	
	User 3	5	1	5	3	
	User 4	4		1	4	

8913 – фильмов 718 - пользователей





# Понижение размерности данных

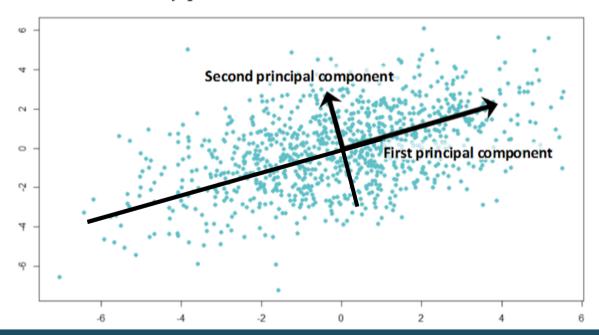
## Метод главных компонент(РСА)

- Снижение количества признаков
- Новые признаки линейная комбинация исходных

$$Y = X \times W$$

• Поиск проекций с наибольшей дисперсией

$$S_m^2 \left[ (X, a_k) 
ight] = rac{1}{m} \sum_{i=1}^m (a_k, x_i)^2$$





# Понижение размерности данных

## **Алгоритм**

- Нормировать данные
- Построить матрицу ковариации

$$egin{aligned} \Sigma &= rac{1}{n-1} ig( (\mathbf{X} - ar{\mathbf{x}})^T \, \left( \mathbf{X} - ar{\mathbf{x}} 
ight) ig) & ar{\mathbf{x}} &= rac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_i \ \sigma_{jk} &= rac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n \left( x_{ij} - ar{x}_j 
ight) (x_{ik} - ar{x}_k) \,. \end{aligned}$$

- Найти собственные значения и вектора матрицы ковариации
- Отсортировать собственные значения в порядке убывания
- Выбрать необходимое количество значений d, соответствующих заданной доли дисперсии

$$\mathbf{r} = \frac{\sum_{i=1}^{d} \lambda_i}{\sum_{i=1}^{D} \lambda_i}$$

