## LA COMPRESSION DES IMAGES

PRÉSENTÉE PAR ZAKI AKRAM

### SOMMAIRE

- INTRODUCTION
- DÉCOMPOSITION EN VALEURS SINGULIÈRES
- TRONCATURE ET APPROXIMATION
- SIMULATION PYTHON
- DÉCOMPOSITION RANDOMISÉE
- SIMULATION PYTHON

#### INTRODUCTION

- Dans de nombreux domaines, les systèmes génèrent des données naturellement organisées dans des grandes matrices, ou plus généralement dans des tableaux.
- Par exemple, les valeurs des pixels dans une image en niveaux de gris peuvent être stockées dans une matrice.

#### Problème

Les images contiennent généralement un grand nombre de mesures(pixels) et sont donc des éléments d'un espace vectoriel de très grande dimension.

#### Solution

Les images sont compressibles, ce qui signifie que les informations pertinentes peuvent être représentées dans un sous-espace de dimension beaucoup plus faible.

### Méthode étudiée

Décomposition en valeurs singulières

Matrice (image)

Matrice décomposée

Matrice Approximée

## Décomposition en valeurs singulières

#### ▶ Valeurs singulières:

Soit A une matrice de taille nxm et de rang r,

Soient  $\sigma_1^2, \dots, \sigma_m^2$  les valeurs propres de la matrice A<sup>T</sup>A:

Alors les r premières sont strictement positives, les m-r suivantes sont nulles.

 $\sigma_1, \dots, \sigma_m$  sont les valeurs singulières de A

## Décomposition en valeurs singulières

#### ► Théorème:

Soit A une matrice de taille nxm:

Il existe deux matrices orthogonales U ( $n \times n$ ) et V( $m \times m$ ), une matrice  $\Sigma$  ( $n \times m$ ) telles que:

 $A=U \Sigma V^T$ 

## Décomposition réduite

Soit A une matrice de rang r:

on suppose que n>m,

donc  $r \le m$  d'où la décomposition s'écrit:

$$A=U\begin{bmatrix} & \widehat{\Sigma} \\ & & \\ & 0 \end{bmatrix} V^{\mathsf{T}}$$

C'est-à-dire:

$$A = \widehat{U} \widehat{\Sigma} V^{\mathsf{T}} = \sigma_1 U_1 V_1^{\mathsf{T}} + \dots + \sigma_r U_r V_r^{\mathsf{T}}$$

#### Troncature

#### ► Troncature au rang k:

On suppose que

$$A = \sigma_1 U_1 V_1^T + \dots + \sigma_r U_r V_r^T$$

La troncature au rang k de A est:

$$\mathbf{A}_{k} = \sigma_{1} \mathbf{u}_{1} \mathbf{v}_{1}^{\mathsf{T}} + \dots + \sigma_{k} \mathbf{u}_{k} \mathbf{v}_{k}^{\mathsf{T}}$$

# Approximation du rang faible d'Eckart-Young

Soit A une matrice réelle de taille n×m,

 $\sigma_1, \dots, \sigma_m$  les valeurs singulières de A:

▶ La norme de Frobenius:

$$||A||_{\mathsf{F}} = \sqrt{\sum_{\substack{1 \le i \le n \\ 1 \le j \le m}} \mathsf{Q}_{\mathsf{i}\mathsf{j}}^2}$$

► La norme spectrale:

$$||A||_2 = \sigma_1$$

## Approximation d'Eckart-Young

#### ► Théorème:

Soit A une matrice de taille nxm, on a:

$$\inf_{\substack{B \ tq}} \|A - B\|_{\mathsf{F}} = \mathsf{A}_{\mathsf{k}}$$

$$rang(B) = \mathsf{k}$$

$$\inf_{\substack{B \ tq}} \|A - B\|_{2} = \mathsf{A}_{\mathsf{k}}$$

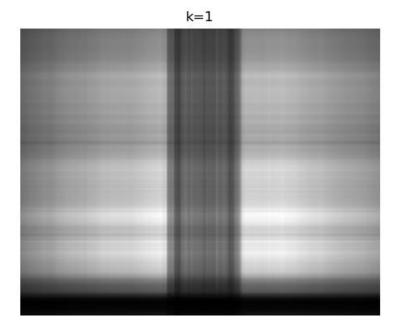
$$rang(B) = \mathsf{k}$$

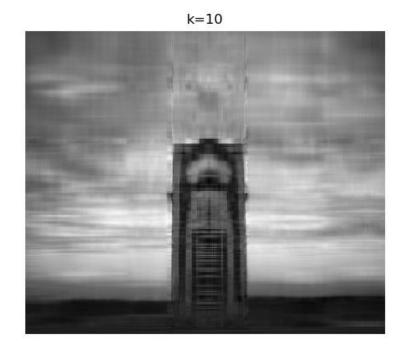
## Simulation python

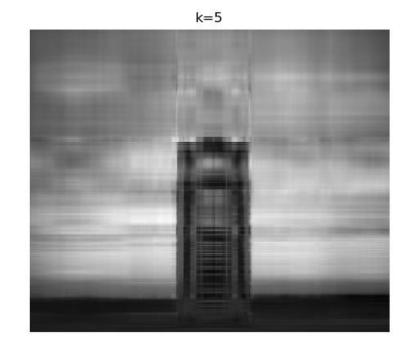


image originale

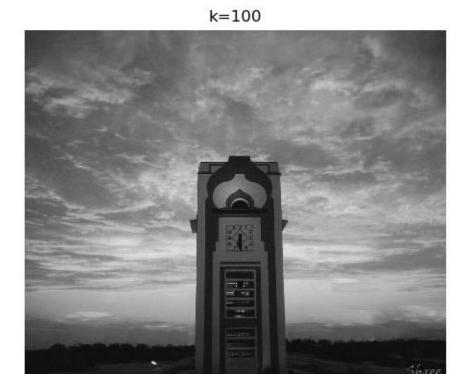


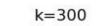






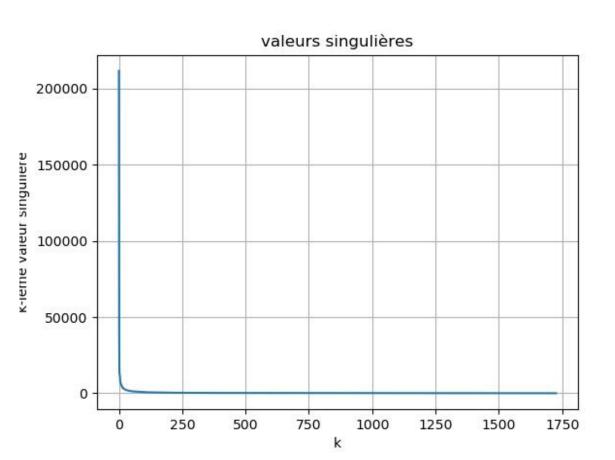


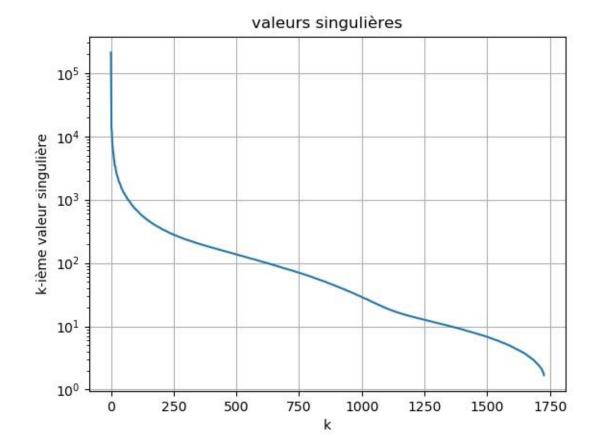




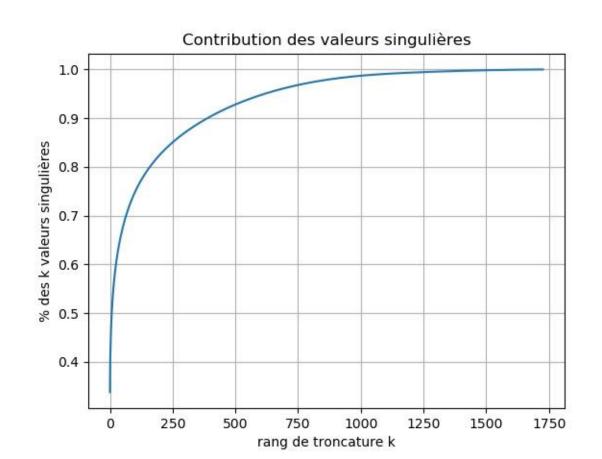


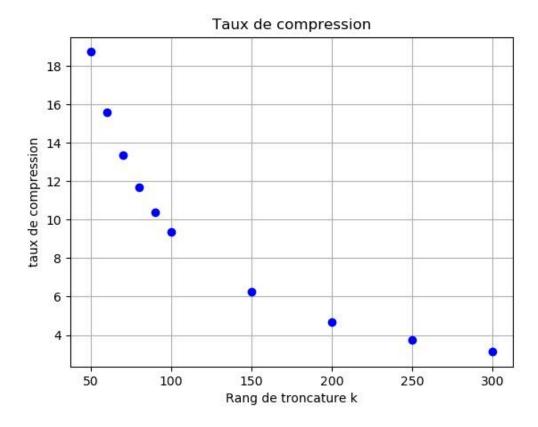
## Graphes des valeurs singulières



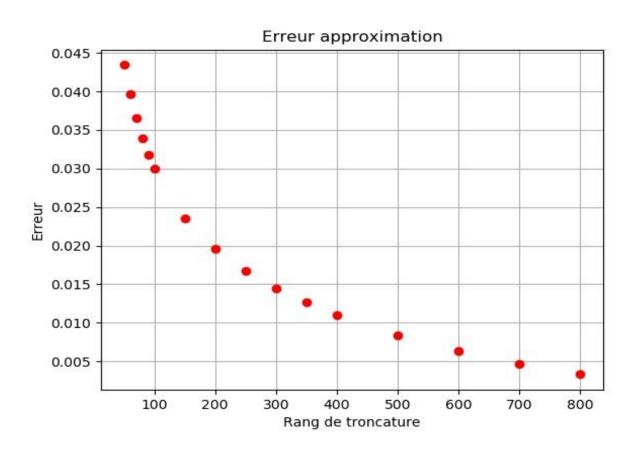


## Contribution des valeurs singulières Taux de compression





## Erreur d'approximation



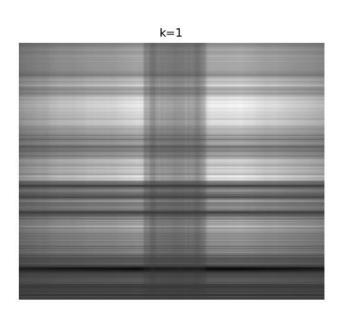
## Décomposition en valeurs singulières randomisée

Soit A une matrice de taille nxm:

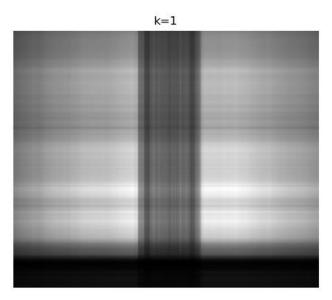
- ► Etape 1: Construction d'une matrice aléatoire P de taille m×r
  On note Z=AP.
- ► Etape 2: Décomposition de Z: Z=QR où Q est orthogonale et R est triangulaire supérieure.
- **Etape 3:** On pose  $Y=Q^TA$ , on décompose Y en valeurs singulières :  $Y=U_1\Sigma V^T$ .
- **Etape 4:** on trouve  $U=QU_1$

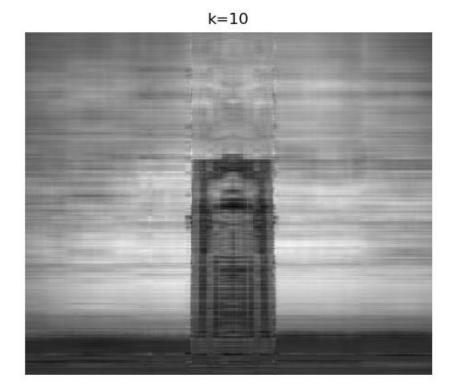
## Simulation python

#### Randomisée



#### **Normale**





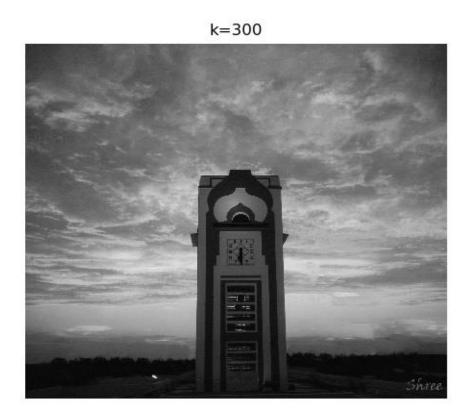








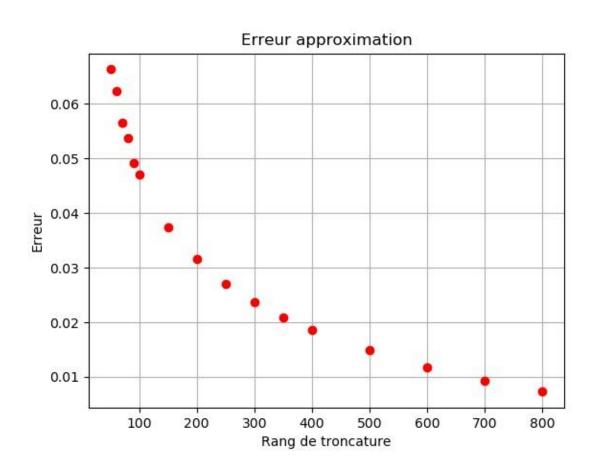








## Erreur de l'approximation



#### Annexe

```
import numpy as np
    import matplotlib.pyplot as plt
    from matplotlib.image import imread
    def decomposition(A):
         return np.linalg.svd(A, full_matrices=True)
    def decomposition_reduite(A):
         return np.linalg.svd(A,full_matrices=False)
    def troncature(A,k):
        U, Sigma, VT=decomposition reduite(A)
 9
10
        Sigma=np.diag(Sigma)
        Ak=U[:,:k]@Sigma[0:k,:k]@VT[:k,:]
11
        return Ak
12
13
    def Frobenius (A):
        return np.linalg.norm(A,ord='fro')
14
15
    def norme2(A):
16
         return np.linalg.norm(A,ord=2)
    def erreur approx(A,k):
18
        Ak=troncature(A,k)
        return Frobenius (A-Ak)/Frobenius (A)
19
20
    def taux comp(A,k):
21
        n=A.shape[0]
22
        m=A.shape[1]
        return (m*n)/(k*(m+n+1))
23
```

```
def aleatoire(A,k):
24
25
         return np.random.randn(A.shape[1],k)
26
    def qr(A):
27
         return np.linalg.qr(A,mode='reduced')
28
    def decomposition_rapide(A,k):
         P=aleatoire(A,k)
29
30
         Z=A@P
31
         Q,R=qr(Z)
32
         Y=np.transpose(Q)@A
33
         Ul, Sigma, VT=decomposition reduite(Y)
34
         U=Q@U1
35
         return U, Sigma, VT
36
    def troncature rapide(A,k):
         U, Sigma, VT=decomposition_rapide(A,k)
37
38
         Sigma=np.diag(Sigma)
         Ak=U[:,:k]@Sigma[0:k,:k]@VT[:k,:]
39
40
         return Ak
41
    def erreur_rapide(A,k):
42
         Ak=troncature rand(A,k)
43
         return Frobenius (A-Ak)/Frobenius (A)
44
```

```
A=imread(r'C:\Users\Akram\Desktop\test.jpg')
50 B=imread(r'C:\Users\Akram\Desktop\photo.jpg')
51 B=np.mean(B,-1)
   A=np.mean(A,-1)
53 plt.imshow(A)
54 plt.set_cmap('gray')
55 plt.axis('off')
   plt.title('image originale')
57
   plt.show()
58
59
60
    #décomposition normale
62
    1=0
63
    for k in (1,5,10,20,100,300):
64
        Ak=troncature(A,k)
65
       plt.figure(j+1)
66
       1+=1
       plt.imshow(Ak)
67
68
       plt.set_cmap('gray')
69
       plt.axis('off')
70
       plt.title('k='+str(k))
71
       plt.show()
72
    # décomposition rapide:
74
75
    for k in (1,5,10,20,100,300):
76
        Ak=troncature rapide(A,k)
77
        plt.figure(j+1)
78
       1+=1
79
       plt.imshow(Ak)
       plt.set_cmap('gray')
       plt.axis('off')
81
82
       plt.title('k='+str(k))
        plt.show()
9.4
```

```
plt.plot(np.cumsum(np.diag(Sigma))/np.sum(np.diag(Sigma)))
 95
     plt.grid()
     plt.xlabel('rang de troncature k')
     plt.ylabel('% des k valeurs singulières')
     plt.title('Contribution des valeurs singulières')
 99
     plt.show()
100
101
     *****************************
102
103
     plt.plot(np.diag(Sigma))
104
     plt.grid()
105
     plt.xlabel('k')
106
     plt.ylabel('k-ième valeur singulière')
107
     plt.title('valeurs singulières')
108
     plt.show()
109
110
     *************
111
112
     plt.semilogy(np.diag(Sigma))
113
     plt.grid()
114
     plt.xlabel('k')
     plt.ylabel('k-ième valeur singulière')
115
     plt.title('valeurs singulières')
116
117
     plt.show()
118
119
     ************
120
121
     L=[50,60,70,80,90,100,150,200,250,300]
122
     T=[]
123
     for elt in L:
124
         T.append(taux comp(A,elt))
125
     plt.plot(L,T,'bo')
126
     plt.title('Taux de compression')
127
     plt.xlabel('Rang de troncature k')
     plt.ylabel('taux')
128
129
     plt.grid()
130
     plt.show()
131
```

```
133
134
      L=[50,60,70,80,90,100,150,200,250,300,350,400,500,600,700,800]
135
     T=[]
     for elt in L:
136
          T.append(erreur approx(A,elt))
137
138
139 plt.plot(L,T,'ro'))
140 plt.grid()
plt.xlabel('rang de troncature k')
plt.ylabel('erreur')
plt.title('erreur approximation')
144 plt.show()
145
146
147
148
     L=[50,60,70,80,90,100,150,200,250,300,350,400,500,600,700,800]
    T=[]
149
    for elt in L:
150
T1.append(erreur_rapide(A,elt))
plt.plot(L,T,'ro')
153 plt.grid()
154 plt.xlabel('rang de troncature k')
155 plt.ylabel('erreur')
156 plt.title('erreur approximation')
157 plt.show()
158
```