#### 1 Rappels d'algèbre linéaire

Matrice de permutation

$$P_{\sigma} := \left(\sum_{j=1}^{n} E_{\sigma(i),j}\right)_{i}$$

avec  $E_{i,j}$  la matrice élémentaire (i,j).

Théorème de Schur  $\forall A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{C}), \exists U \in \mathcal{M}_n(\mathbb{C}), \underbrace{U^* = U^{-1}}_{\text{unitaire}} \land U^*AU \in$  $\mathcal{T}_{n,s}(\mathbb{C})$ 

#### 1.1 Méthodes itératives

**Principe** On cherche une suite  $x^{(p)}$  de  $\mathbb{R}^n$  convergeant vers la solution de Ax = b:

$$\forall x^{(0)} \quad x^{(p+1)} = H(x^{(p)})$$

#### Propriétés

- A n'est jamais modifiée
- Problème du suivi de la convergence et du choix du test d'arrêt
- Solution obtenue inexacte
- Matrice doit vérifier conditions de convergence
- Vitesse de convergence dépend de la matrice

## Décomposition en valeurs singulières

Objectif Soit 
$$A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R}), n \geq 1$$
.  
On pose  $A = U\Sigma V^{\top}$  avec 
$$\begin{cases} U \in \mathcal{O}_n(\mathbb{R}) \\ V \in \mathcal{O}_n(\mathbb{R}) \\ \Sigma \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R}) \end{cases}$$

On a

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_i & 0 & \cdots & | & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sigma_i & \cdots & | & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & \ddots & | & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & 0 & | & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & \cdots & 0 & | & 0 & \cdots & 0 \end{pmatrix}$$

### 2.1 SVD d'une matrice

**SVD** Singular value decomposition Soit  $A \in \mathcal{M}_n(\mathbb{R})$  telle que  $rgA \ge 1$ 

#### 2.1.1 Propriétés

- 1. A est symétrique réelle semi-définie-positive i.e.  $\forall x \in \mathbb{R}^n, \ x^\top (A^\top A)x \geq 0$  i.e.  $\forall x \in \mathbb{R}^n, \ \|Ax\|^2 \geq 0$
- 2.  $\operatorname{Sp}(A) \subset \mathbb{R}_+$
- 3.  $A^{\top}A$  est orthoDZ:  $\begin{cases} \ker(A^{\top}A) &= \ker A \\ \operatorname{im}(A^{\top}A) &= \operatorname{im}(A^{\top}) \end{cases}$

### Preuve (de 3.)

- $\ker A \subset \ker(A^{\top}A)$ : TRIVIAL
- $\ker A \supset \ker(A^{\top}A)$  Soit  $x \in \ker(A^{\top}A)$ . On a

$$A^{\top}Ax = 0$$

$$\implies x^{\top}(A^{\top}Ax) = 0$$

$$\implies ||Ax||^2 = 0$$

$$\implies x \in \ker A$$

•  $\operatorname{im} A \subset \operatorname{im}(A^{\top}A)$ 

$$\dim \ker(A^{\top}A) + \operatorname{rg}(A^{\top}A) = n$$

$$\implies \operatorname{rg}(A^{\top}A) = n - \dim \ker(A^{\top}A)$$

$$= n - \dim \ker A \qquad \operatorname{car} \ker A = \ker(A^{\top}A)$$

$$= \operatorname{rg} A$$

$$= \operatorname{rg}(A^{\top})$$

$$\implies \operatorname{im}(A^{\top}A) \subset \operatorname{im} A$$

- $\operatorname{im} A \supset \operatorname{im}(A^{\top}A) : \mathbb{TRIVIAL}$
- 4.  $A^{\top}A \in GL_n(\mathbb{R}) \iff \operatorname{rg} A = n$

#### Preuve (de 4.)

$$A^{\top}A \in GL_n(\mathbb{R}) \iff \ker(A^{\top}A) = \{0\}$$

$$\iff \ker A = \{0\}$$

$$\iff \operatorname{rg} A = n \qquad \text{par th\'eor\`eme du rang}$$

### 2.2 Construction de la SVD de A

Soit  $A \in \mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R})$  tel que rg  $A \geq 1$ . On note  $r := \operatorname{rg} A$ .

- dim ker $(A^{\top}A) = n r$  par théorème du rang. Donc  $0 \in \operatorname{Sp}(A^{\top}A)$  et mult $_{A^{\top}A}(0) = n - r$
- On note  $(\lambda_i)_{i \in [\![1,n]\!]} = \operatorname{Sp}(A^\top A) \subset \mathbb{R}_+^*$ , telles que  $i < j \implies \lambda_i \le \lambda_j$ On note  $(v_i)_{i \in [\![1,r]\!]}$  une bond DZante de  $A^\top A$  associée à  $(\lambda_i)_{i \in [\![1,n]\!]}$ Et on pose enfin

$$\mathcal{E} = \left(\underbrace{v_1, \dots, v_r}_{\text{bon de (ker } A)^\top}, \underbrace{v_{r+1}, \dots, v_n}_{\text{bon de ker } A}\right)$$

• On pose  $V = (v_1, \ldots, v_r) \in \mathcal{O}_n(\mathbb{R})$  Et

$$\forall i \in [1, n] u_i = \frac{1}{\sqrt{\lambda_i}} A v_i \in \mathbb{R}^n$$

$$\forall (i,j) \in [\![1,r]\!]^2 \quad \langle U_i, U_j \rangle = \frac{1}{\sqrt{\lambda_i \lambda_j}} \langle Av_i, Av_j \rangle$$

$$= \frac{1}{\sqrt{\lambda_i \lambda_j}} \left\langle \underbrace{A^\top Av_i}_{\lambda_i v_i}, A^\top Av_j \right\rangle$$

$$= \sqrt{\frac{\lambda_i}{\lambda_j}} \underbrace{\langle v_i, v_j \rangle}_{\delta_{ij}} \qquad \text{car } (v_i)_i \text{ orthonormée}$$

$$= \delta_{ij} \qquad \text{car si } i = j, \text{ ça fait 1, sinon ça fait 0}$$

Donc  $(U_i)_i$  est une famille orthonormée de  $\mathbb{R}^m$ 

Donc  $\operatorname{rg}(U_i)_{i \in [1,n]} = r$ 

Or  $(u_i)_i \subset \operatorname{im} A$ 

D'où  $(u_i)_i \subset \operatorname{im} A$  et  $(\operatorname{rg} u_i)_i = \operatorname{rg} A$ 

Donc  $(U_i)_i = \operatorname{im} A$ 

et  $(U_i)_i$  bon de im A.

D'où  $0 \in \operatorname{Sp}(A^{\top}A)$  avec im A

On la complète en  $(U_i)_{i \in [1,m]}$  bon de  $\mathbb{R}^m$ 

$$\mathcal{F} = \left(\underbrace{u_1, \dots, u_r}_{\text{bon de im } A}, \underbrace{u_{r+1}, \dots, u_m}_{\text{bon de (im } A)^{\top}}\right)$$

Posons  $U = (U_1, \dots, U_m) \in \mathcal{O}_n(\mathbb{R})$ 

Remarque  $\forall i \in [1, r]$ 

$$Bu_i = \mu_i u_i$$

Avec  $B, \mu_i$  à determiner.

$$AA^{\top}U_{i} = \frac{1}{\sqrt{\lambda_{i}}} \underbrace{AA^{\top}Av_{i}}_{\text{par def de } v_{i}}$$

$$= \sqrt{\lambda_{i}}Av_{i}$$

$$= \lambda_{i} \underbrace{\left(\frac{1}{\sqrt{\lambda_{i}}}Av_{i}\right)}_{U_{i}}$$

$$= \lambda_{i}U_{i}$$

D'où  $U_i$  vecteur propre de  $AA^{\top}$  associé à  $\lambda_i$ 

• On pose

$$\Sigma = U^{\top} A V$$

$$= U^{\top} \left(\underbrace{A v_{1}, \dots, A v_{r}}_{\sqrt{\lambda_{i}} u_{i}}, \underbrace{A v_{r+1}, \dots, A v_{n}}_{0 \text{ car } v_{i} \in \text{ker } A}\right)$$

$$= \begin{pmatrix} u_{1}^{\top} \\ \vdots \\ u_{m}^{\top} \end{pmatrix} \left(\underbrace{\sqrt{\lambda_{j}} \langle u_{i}, u_{j} \rangle | (0)}_{\sqrt{\lambda_{j}} \langle u_{i}, u_{j} \rangle | (0)}\right)$$

$$= \begin{pmatrix} \sqrt{\lambda_{1}} & (0) & | \\ \vdots & \ddots & | (0) \\ (0) & \sqrt{\lambda_{r}} & | \\ (0) & | & (0) \end{pmatrix}$$

$$\Rightarrow A = U \sigma V^{\top}$$

**Définition: SVD de** A Décomposition de la forme

$$A = U\Sigma V^{\top}$$

Avec  $U, \Sigma, V$  comme définies précédemment

On appelle valeurs singulières notées  $(\sigma_i)_i$  les valeurs propres racines carrées

# Il manque un passage, j'étais en retard de 7 minutes au cours :/

## 2.3 Matrice pseudo-inverse

Ou pseudo-inverse généralisée

Soit  $A \in \mathcal{M}_{n,n}(\mathbb{R})$  telle que rg  $A = r \geq 1$ 

**Définition:** Matrice pseudo-inverse Soit  $A = U\Sigma U^{\top}$  la SVD de A On définit la pseudo-inverse

$$A^+ = V \Sigma^+ U^\top$$

avec  $\Sigma^+ = \begin{pmatrix} \Sigma_r^{-1} & | & 0 \\ 0 & | & 0 \end{pmatrix}$  avec le bloc non-nul de taille  $r \times r$ .

#### **Proposition**

- 1.  $AA^{+} = \prod_{Im A}$
- 2.  $A^{+}A = \prod_{\ker A^{\top}}$

Avec  $\Pi_A$  la projection orthogonale sur A

Soit  $Q \in \mathcal{O}_{n,r}(\mathbb{R})$ .

A Lors  $QQ^{\top}$  est une projection othogonale sur le sous-espace engendré par les colonnes de Q.

**Preuve** () cf. CTD factorisation  $Q_r$ 

1.

$$AA^{+} = U\Sigma \underbrace{V^{\top}V}_{\text{Im}} \Sigma^{+}U^{\top}$$

$$= \begin{pmatrix} u_{1} & u_{2} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Sigma_{1} & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Sigma_{1}^{-1} & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} u_{1}^{\top} \\ u_{2}^{\top} \end{pmatrix}$$

$$= u_{1}u_{1}^{\top}$$

Avec  $U_1 = \begin{pmatrix} u_1 & \dots & u_r \end{pmatrix} \in \mathcal{M}_{m,r}$  telle que  $u_1^\top u_2 = I_r$ . Donc

$$AA^{+} = \underbrace{\Pi_{(u_{1},\dots,u_{r})}}_{\operatorname{Im}A}$$
$$= \Pi_{\operatorname{Im}A}$$

2.

$$AA^{+} = V_{1}V_{1}^{\top}$$

$$= \underbrace{\Pi_{(v_{1},...,v_{r})}}_{\ker A^{\top}}$$

$$= \Pi_{\ker A^{\top}}$$

Théorème Caractérisation de Moore-Penrose  $A^+$  est l'unique solution du système

$$(MP) \begin{cases} AXA &= A \\ XAX &= X \\ (AX)^{\top} &= AX \\ (XA)^{\top} &= XA \end{cases}$$

Avec  $X \in \mathcal{M}_{n,n}(\mathbb{R})$ 

Preuve ( $Etude\ de\ (MP)$ )

Existance de solution

1.

$$AA^{+}A = U\Sigma \underbrace{\operatorname{Im}}_{V^{\top}V} \Sigma^{+} \underbrace{U^{\top}U}_{\operatorname{Im}} \Sigma V^{\top}$$
$$= U\Sigma\Sigma^{+}\Sigma V^{\top}$$

Or

$$\Sigma \Sigma^{+} \Sigma = \begin{pmatrix} \Sigma_{r} & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Sigma_{r}^{-1} & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Sigma_{r} & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$
$$= \begin{pmatrix} \Sigma_{r} & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} I_{r} & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$
$$= \begin{pmatrix} \Sigma_{r} & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$
$$= \Sigma$$

Donc

$$AA^+A = U\Sigma V^\top = A$$

$$A^{+}AA^{+} = V \underbrace{\Sigma^{+}\Sigma\Sigma^{+}}_{\Sigma^{+}} U^{\top}$$
$$= V\Sigma^{+}U^{\top}$$
$$= A^{+}$$

$$(AA^+)^{\top} = (U_1U_1^{\top})^{\top}$$
 cf. prop. sur  $AA^{\top}$  et  $A^+A$   
=  $U_1U_1^{\top}$   
=  $AA^+$ 

$$(A^+A)^\top = (V_1V_1^\top)^\top$$
$$= V_1V_1^\top$$
$$= A^+A$$

d<br/>(où  $A^+$  solution de (MP) associée à<br/> A

Unicité de la solution Soient  $X_1, X_2$  deux solutions de (MP) associées à A.

• Montrons  $AX_1 = AX_2$ 

$$AX_1 = (AX_1)^\top$$
 par 3. appliquée à  $X_1$ 
$$= X_1^\top A^\top$$
$$= X_1^\top (AX_2A)^\top$$
$$= X_1^\top A^\top X_2^\top A^\top$$
$$= (AX_1)^\top (AX_2)^\top$$
$$= (AX_1)(AX_2)$$
 par 3. appliquée à  $X_1$ 
$$= AX_1AX_2$$
 par 1. appliquée à  $X_1$ 
$$= AX_2$$

- On montre de même:  $X_1A = X_2A$ .
- Montrons  $X_1 A X_2 = A$

$$X_1AX_2=X_2AX_2\\ =X_2 & \text{par 2. appliqu\'ee à }X_2\\ =X_2 & \text{car }AX_1=AX_2\\ \text{i.e.} & X_1=X_2 & \text{par 2. appliqu\'ee à }X_1 \\ \end{array}$$

Donc on peut permuter  $\cdot^{\top}$  et  $\cdot^{+}$ .

Théorème  $^{\top}=^{+}$ 

$$A^{\top +} = A^{+\top}$$

**Preuve** () On vérifie que  $(A^+)^{\top}$  est solution de (MP) associée à A.

1.

$$A^\top (A^+)^\top A^\top = (AA^+A)^\top$$
 
$$= A^\top \qquad \qquad \text{par 1. appliqu\'ee à } A^+$$

2.

$$(A^+)^\top A^\top (A^+)^\top = \underbrace{(A^+ A A^+)^\top}_{A+}$$
 par 2 appliquée à  $A^+$  
$$= (A^+)^\top$$

3.

$$(A^{\top}(A^+)^{\top})^{\top} = \underbrace{(A^+A)^{\top}}_{A^+A})^{\top}$$
 par 4. appliquée à  $A^+$ 
$$= (A^+A)^{\top}$$
$$= A^{\top}(A^+)^{\top}$$

4.

$$((A^+)^\top A^\top)^\top = \underbrace{[(AA^+)^\top]}_{AA^+}^\top$$
 par 3. appliquée à  $A^+$  
$$= (A^+)^\top A^\top$$

d'où  $A^{+\top}$  solution de (MP) associée à  $A^{\top}$ . Par caractérisation de Moore-Penrose:

$$A^{\top +} = A^{+\top}$$

Théorème Caractérisation de  $A^+$  par l'image d'un vecteur de  $\mathbb{R}^n$  Soit  $b \in \mathbb{R}^n$ .

Alors  $A^+b$  est la solution de norme  $\|\cdot\|_2$  minimale de

$$(\mathcal{P}) \min_{x \in \mathbb{R}^n} f(x) = \frac{1}{2} ||Ax - b||_2^2$$

Preuve ()

•

$$\forall x \in \mathbb{R}^n, \begin{cases} \nabla f(x) &= A^{\top} (Ax - b) \\ \nabla^2 f(x) &= A^{\top} A \text{ semi-def pos.} \end{cases}$$

Donc f convexe sur  $\mathbb{R}^n$  et les points critiques ont des minima globaux.

•

$$\nabla f = A^{\top} (AA^{+}b - b)$$

$$= V_{1} \Sigma_{1} U_{1}^{\top} (U_{1} \Sigma_{r} \underbrace{V_{1}^{\top} V_{1}}_{I_{2}} \Sigma_{r}^{-1} U_{1}^{\top} b - b)$$

$$= V_{1} \Sigma_{r} (\underbrace{U_{1}^{\top} U_{1}}_{I_{2}} U_{1}^{\top} - U_{1}^{\top}) b$$

$$= 0$$

car

$$A = U\Sigma V^{\top} = U_1\Sigma_r V_1^{\top}$$
  
$$A^+ = V\Sigma^+ U^{\top} = V_1\Sigma_r^{-1} U_1^{\top}$$

et  $A^+b$  est solution de  $(\mathcal{P})$ 

• Montrons  $\forall v \in \mathbb{R}^n$ , v solution de  $(\mathcal{P})$ ,  $\exists x_0 \in \ker A$ ,  $x = x_0 + A^+b$ Soit  $x \in \mathbb{R}^n$  solution de  $(\mathcal{P})$ .

Or  $\mathbb{R}^n = \ker A \oplus \ker A^{\perp}$ .

D'où  $\exists !(x_0, x_\perp) \in \ker A \times \ker A^\perp, x = x_0 + x_\perp.$ 

Or x solution de  $(\mathcal{P})$  donc  $\nabla f(x) = 0$ .

D'où

$$A^{\top}Ax = A^{\top}b$$

$$\iff A^{\top}A(x_0 + x_{\perp}) = A^{\top}b$$

$$\iff A^{\top} \underbrace{Ax_0}_{0 \text{ car } x_0 \in \text{ ker } A} + A^{\top}Ax_{\perp} = A^{\top}b$$

$$\iff A^{\top}Ax_{\perp} = A^{\top}b$$

Or 
$$A^{\top}A(A^+b) = A^{\top}b$$
 car  $A^{\top}b$  solution de  $(\mathcal{P})$   
D'où  $A^{\top}Ax_{\perp} = A^{\top}A(A^+b)$  i.e.  $A^{\top}A(x_{\perp} - A^+b) = 0$ .  
D'où  $x_{\perp} - A^+b \in \ker(A^{\top}A) = \ker A$  (cf. prop. de  $A^{\top}A$ )

$$A^+b = X_1 \Sigma_r^{-1} U_1^\top b$$

$$\in \operatorname{Im} V_1$$
or  $V_1 = \begin{pmatrix} v_1 & \dots & v_r \end{pmatrix}$  avec les  $(u_i)_i$  b.o.n. de  $\ker A^\top$ 

D'où  $A^+b\in\ker A^\perp$ Or  $x_\perp\in\ker A^\perp$  donc  $x_\perp-A^+b\in\ker A^\perp$ D'où  $x_\perp-A^+b\in\ker A\cap\ker A^\perp=\{0\}$  car  $\ker A\oplus\ker A^\perp=\mathbb{R}^n$ et  $x_\perp=A^+b$ D'où  $\exists x_0\in\ker A, x=x_0+A^+b$ 

• Bilan

$$\forall x \in \mathbb{R}^n$$
, solution de  $(\mathcal{P}) \implies ||x||_2 \ge ||A^+b||_2$ 

Corollaire Equation normale  $\forall b \in \mathbb{R}^m, (A^{\top}A)A^+b = A^{\top}b,$ 

#### **Proposition Cas particuliers**

1. A inversible:  $\operatorname{rg} A = m = n$ 

$$A^+ = A^{-1}$$

2.  $\operatorname{rg} A = m \ (m \ge n)$ 

$$A^+ = (A^\top A)^{-1} A^\top$$

3.  $\operatorname{rg} A = m \quad (n \ge m)$ 

$$A^+ = A^\top (AA^\top)^{-1}$$

#### Preuve ()

1.  $A^{-1}$  vérifie (MP)

2. rg A=n donc  $A^{\top}A$  inversible. (cf. prop. de  $A^{\top}A$  ). D'après les équations normales,

$$\forall b \in \mathbb{R}^m, \quad (A^\top A)A^+b = A^\top b$$
 
$$\operatorname{donc} \quad (A^\top A)A^+ = A^\top$$
 
$$\operatorname{donc} \quad A^+ = (A^\top A)^{-1}A^\top$$

3. On pose  $B = A^{\top}$ . On a  $B^{\top}B$  inversible.

$$\operatorname{rg} B = m$$

d'où par 2.

$$B^+ = (B^\top B)^{-1} B^\top$$
 i.e.  $(A^\top)^+ = (AA^\top)^{-1} A$  i.e.  $(A^+)^\top = (AA^\top)^{-1} A$  car  $\cdot^+$  et  $\cdot^\top$  permuttent i.e.  $A^+ = A^\top (AA^\top)^{-1}$ 

$$\begin{array}{c} [\text{--}\cdot{:}] \ (\text{--}1,\ 0) - (10,\ 0) \ \operatorname{nodeker} A \ ; \ [\text{--}\cdot{:}] \ (0,\ \text{--}1) - (0,\ 10) \ \operatorname{nodeker} A^\top \ ; \ [\text{--}\cdot{:}] \ (1,\ 1) \\ \operatorname{node} U_{|\ker A}^{|\operatorname{Im} A^\top} - (20,\ 1) \ \operatorname{node} A = [U]; \end{array}$$

Figure 1: