

# TD 01 : Décomposition en valeurs singulières

Fondements du Machine Learning, L3 IM2D

Septembre 2024



## Exercice 1.1: Valeurs propres et valeurs singulières

Soit  $U\Sigma V^T$  une SVD de  $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$  avec  $U = [u_1 \dots u_m]$ ,  $V = [v_1 \dots v_n]$ , et  $\sigma_i = [\Sigma]_{ii}$  pour tout  $1 \leq i \leq \min(m, n)$ .

- Montrer que  $Av_i = \sigma_i u_i$  et  $A^T u_i = \sigma_i v_i$  pour tout  $1 \leq i \leq \min(m, n)$ .
- En déduire un lien entre les valeurs propres de  $A^T A$  et les valeurs singulières de  $A$ .
- Si  $\text{rang}(A) = r$ , que peut-on dire des valeurs singulières ?

## Exercice 1.2: Carrés de matrices

Soit  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  une matrice définie positive (donc symétrique). Soit  $P\Lambda P^T$  une décomposition en valeurs propres de  $A$ , avec  $P$  orthogonale et  $\Lambda$  diagonale à coefficients diagonaux ordonnés par ordre croissant  $\Lambda_{11} \geq \Lambda_{22} \geq \dots \geq \Lambda_{nn}$ .

- Donner une décomposition en valeurs singulières de  $A$  basée sur la décomposition en valeurs propres ci-dessus.
- Soit  $B \in \mathbb{R}^{n \times n}$  telle que  $B^2 = A$  et  $B \succ 0$ . Donner une décomposition en valeurs propres et une décomposition en valeurs singulières de  $B$  en fonction de celles de  $A$ .
- Que vaut  $B^T B$  ? Retrouver alors le lien entre les valeurs propres de  $B^T B$  et les valeurs singulières de  $B$ .

## Exercice 1.3: SVD et factorisation QR

On appelle *factorisation QR* d'une matrice  $X \in \mathbb{R}^{m \times n}$  toute décomposition de la forme  $X = QR$ , où  $Q \in \mathbb{R}^{m \times m}$  est orthogonale et  $R$  est triangulaire supérieure, c'est-à-dire que  $[R]_{ij} = 0$  si  $i > j$ .

- Pour toute matrice orthogonale  $C \in \mathbb{R}^{m \times m}$ , donner une décomposition en valeurs singulières de  $CX$  en fonction de la SVD de  $X$ .
- En déduire une décomposition en valeurs singulières de  $R$  en fonction de la SVD de  $X$  de la question a).

### Exercice 1.4: Normes et valeurs singulières

On définit sur  $\mathbb{R}^{m \times n}$  la norme matricielle induite et la norme de Frobenius :

$$\forall \mathbf{A} \in \mathbb{R}^{m \times n}, \left\{ \begin{array}{l} \|\mathbf{A}\| := \max_{\substack{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n \\ \mathbf{x} \neq \mathbf{0}}} \frac{\|\mathbf{A}\mathbf{x}\|}{\|\mathbf{x}\|} \\ \|\mathbf{A}\|_F := \sqrt{\sum_{\substack{1 \leq i \leq m \\ 1 \leq j \leq n}} [\mathbf{A}]_{ij}^2}. \end{array} \right.$$

a) En utilisant une décomposition en valeurs singulières de  $\mathbf{A}$ , montrer que  $\|\mathbf{A}\| = \sigma_1$ , où  $\sigma_1$  désigne la plus grande valeur singulière de la matrice  $\mathbf{A}$ .

*Indication: Utiliser le fait que si  $\mathbf{Q} \in \mathbb{R}^{\ell \times \ell}$  est une matrice orthogonale, on a  $\|\mathbf{U}\mathbf{x}\| = \|\mathbf{x}\|$  pour tout  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^\ell$ .*

b) Si  $\mathbf{A}$  est carrée et diagonalisable, que vaut  $\|\mathbf{A}\|$  ?

c) Avec les notations de la question a), montrer également que

$$\|\mathbf{A}\|_F = \sqrt{\sum_{i=1}^{\min(n,m)} \sigma_i^2}$$

où  $\sigma_1 \geq \dots \geq \sigma_{\min(n,m)}$  sont les valeurs singulières de  $\mathbf{A}$ .

### Exercice 1.5: Preuve constructive de la SVD

Soit une matrice  $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{m \times n}$  non nulle.

a) En utilisant la définition de  $\|\mathbf{X}\|$ , trouver  $\mathbf{v}_1 \in \mathbb{R}^n$  et  $\mathbf{u}_1 \in \mathbb{R}^m$  tels que  $\|\mathbf{u}_1\| = 1, \|\mathbf{v}_1\| = 1$  et  $\mathbf{X}\mathbf{v}_1 = \sigma_1 \mathbf{u}_1$ , où  $\sigma_1 = \|\mathbf{X}\|$ .

b) Prouver alors qu'il existe  $\mathbf{U}_1$  et  $\mathbf{V}_1$  telles que

$$\mathbf{X} = \mathbf{U}_1 \mathbf{X}_1 \mathbf{V}_1^T, \quad \mathbf{X}_1 = \left[ \begin{array}{c|c} \sigma_1 & \mathbf{w}^T \\ \hline 0 & \mathbf{Y}_1 \end{array} \right].$$

en précisant les dimensions de  $\mathbf{U}_1, \mathbf{V}_1, \mathbf{w}, \mathbf{Y}_1$ .

c) Montrer que  $\left\| \mathbf{X}_1 \begin{bmatrix} \sigma_1 \\ \mathbf{w} \end{bmatrix} \right\| \geq (\sigma_1^2 + \mathbf{w}^T \mathbf{w})$ . En utilisant la valeur de  $\|\mathbf{X}_1\|$ , en déduire que  $\mathbf{w} = \mathbf{0}$ .

d) Conclure.

### Exercice 1.6: SVD tronquée

Soit  $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{m \times n}$  de rang  $r$ ,  $\mathbf{U}\mathbf{\Sigma}\mathbf{V}^T$  une SVD réduite de  $\mathbf{X}$  avec  $\sigma_1 > \dots > \sigma_r > 0$ .

a) On considère la SVD tronquée  $\mathbf{X}_k = \mathbf{U}_k \mathbf{\Sigma}_{k,k} \mathbf{V}_k^T$ . Evaluer  $\|\mathbf{X} - \mathbf{X}_k\|_F^2$ .

b) Application : Supposons que  $\sigma_i^2 = \frac{1}{2^i} \forall i = 1, \dots, m$ . Pour tout  $\epsilon > 0$ , déterminer le plus petit  $k$  tel que  $\|\mathbf{X} - \mathbf{X}_k\|_F^2 \leq \epsilon^2$ .