

# TD 3 suite 2 - Décomposition en valeurs singulières (SVD)

Polytech Marseille - IRM3  
Alexandra Bac

## Méthodologie du raisonnement et structures algébriques II

Dans cet exercice, on se place dans un espace **Euclidien**, donc un espace vectoriel de dimension finie mais où l'on a en plus un produit scalaire entre vecteurs (noté  $\langle \vec{u}, \vec{v} \rangle$ ) et donc une norme (donnée par  $\|\vec{u}\| = \sqrt{\langle \vec{u}, \vec{u} \rangle}$ ). On a donc à disposition, en plus des ev des TD de Méthodo II, des notions d'orthogonalité, de norme de vecteurs ...

Les propositions suivantes seront admises (mais importantes) :

**Proposition 1.** *Si  $A$  est une matrice carrée symétrique (ie.  $A = A^t$ ), alors elle est forcément diagonalisable en base orthonormale, c'est-à-dire qu'il existe une matrice de changement de base  $P$  orthogonale ( $P^{-1} = P^t$  ou encore  $P^t P = I$ ) telle que  $P^{-1} A P$  soit diagonale.*

**Proposition 2.** *Si  $A = P^{-1} B P$ , on dit que les matrices carrées  $A$  et  $B$  sont semblables (elles représentent la même application linéaire dans des bases différentes) alors elles ont les mêmes valeurs propres.*

**Proposition 3** (Produit scalaire, produit matriciel). *Soient  $X, Y$  deux vecteurs de  $\mathbb{R}^n$ , on a :*

- (i)  $\langle X, Y \rangle = X^t \times Y$  (on peut donc toujours coder le produit scalaire par un simple produit matriciel)
- (ii)  $\|X\|_2^2 = X^t \times X$

**Exercice 1 (\*\*\*)**. Soit  $f : E \rightarrow F$  une application linéaire avec  $\dim(E) = n$  et  $\dim(F) = m$ . Soient  $\mathcal{B}$  et  $\mathcal{B}'$  des bases, respectivement, de  $E$  et  $F$  et  $A = \mathcal{M}_{\mathcal{B}, \mathcal{B}'}(f)$  la matrice **rectangulaire**  $m \times n$  de  $f$  dans ces bases.

- (i) Quelle est la taille de  $A^t \cdot A$ ? Montrez que cette matrice est diagonalisable en base orthonormale (on notera  $\Delta = \text{diag}(\delta_1, \dots, \delta_n)$  la matrice diagonale et  $P$  la matrice de passage).
- (ii) Soit  $X_i = (0, \dots, 0, \overset{i}{1}, 0, \dots, 0)$ . Calculer  $X_i^t \Delta X_i$  de deux manières différentes pour montrer que pour tout  $i$ , on a  $\delta_i \geq 0$ . On notera donc  $\delta_i = \mu_i^2$ .
- (iii) On va en déduire qu'il existe deux matrices orthogonales  $U$  et  $V$  telles que  $U^t A V = \text{diag}(\mu_1, \dots, \mu_n)$  (c'est la décomposition en valeurs singulières) :
  - (a) Quelle est la taille de  $A P$ ? On note  $f_j$  la  $i$ ème colonne de  $A P$ , quelle est sa dimension? Montrer que :

$$f_i^t \times f_j = \mu_i^2 \delta_{ij} \quad \forall i, j \in \{1 \dots n\} \quad (1)$$

où  $\delta_{ij} = 0$  si  $i \neq j$  et 1 si  $i = j$ .

- (b) Quitte à permuter les vecteurs de la base (donc réordonner  $P$ ), on peut supposer que les  $\mu_i$  ont été ordonnés de manière décroissante, donc  $\mu_1 \geq \dots \geq \mu_r$  et  $\mu_i = 0$  pour  $i \in \{r+1 \dots n\}$  et :

$$\Delta = \left( \begin{array}{ccc|ccc} \mu_1^2 & & & & & \\ & \ddots & & & & \\ & & \mu_r^2 & & & \\ \hline & & & 0 & & \\ & & & & \ddots & \\ & & & & & 0 \end{array} \right)$$

Pour  $i \in \{1 \dots r\}$ , on pose  $u_i = \mu_i^{-1} \cdot f_i$ . Montrez que  $\{u_1, \dots, u_r\}$  est une famille orthonormale (ie. les vecteurs sont tous de norme 1 et orthogonaux entre eux).

- (c) Montrer que pour  $i > r$  on a  $\|f_i\|^2 = 0$ .  
 (d) A défaut d'autres vecteurs  $f_i$ , on complète  $\{u_1, \dots, u_r\}$  en une base orthonormale  $\{u_1, \dots, u_m\}$  (c'est toujours faisable et admis ...). On note  $U$  la matrice ayant ces vecteurs comme colonnes. Montrer que pour tout  $i \in \{1 \dots m\}$  et pour tout  $j \in \{1 \dots n\}$ , on a :  $(U^t AP)_{i,j} = u_i^t \times f_j$ .  
 (e) En déduire que :

$$(U^t AP)_{i,j} = \mu_i \delta_{i,j}$$

Quelle est par conséquent la matrice  $U^t AP$  ?

Comme les valeurs propres d'une matrice (en l'occurrence  $\mu_1, \dots, \mu_n$ , celles de  $A^t A$ ) sont uniques, cette décomposition est également unique. On appelle les  $\mu_i$  **valeurs singulières de  $A$**  (cette décomposition existe toujours, pour toute matrice, contrairement à la diagonalisation).

- (iv) En déduire que  $A$  est de rang  $r$  tout comme  $A^t A$  et  $AA^t$ .  
 (v) On obtient donc la décomposition suivante appelée SVD complète :

$${}^m_m \begin{bmatrix} A \\ \end{bmatrix} = {}^m_m \begin{bmatrix} U \\ \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mu_1 & & & \\ & \ddots & & \\ & & \mu_r & \\ & & & 0 \\ & & & & \ddots \\ & & & & & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V \\ \end{bmatrix} {}^c_m$$

Montrez que la décomposition suivante (SVD compacte) lui est équivalente :

$${}^m_m \begin{bmatrix} A \\ \end{bmatrix} = {}^m_m \begin{bmatrix} U \\ \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mu_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \mu_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V \\ \end{bmatrix} {}^c_m$$

- (vi) On considère la matrice :

$$A = \begin{pmatrix} \cos(\theta) & -\sin(\theta) \\ \sin(\theta) & \cos(\theta) \\ 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Calculez la SVD complète de  $A$ .

- (vii) Montrez que les colonnes de  $U$  sont les vecteurs propres orthogonaux de  $AA^t$  et que les colonnes de  $V$  sont les vecteurs propres orthogonaux de  $A^t A$ .

Cet outil est fondamental dans de nombreux domaines : informatique graphique, analyse de données, intelligence artificielle ... Voici une application très visuelle d'une propriété de la décomposition SVD. Considérons la SVD compacte :

$$A = U\Sigma V^t \tag{2}$$

où  $\Sigma = \text{diag}(\mu_1, \dots, \mu_n)$ . On peut facilement écrire  $\Sigma$  comme une somme de matrices simples. Posons  $e_i = (0, \dots, 0, \overset{i}{1}, 0, \dots, 0)$ , alors  $e_i e_i^t$  est la matrice ayant des 0 partout sauf le coefficient  $(i, i)$  de la diagonale (qui vaut 1). Par conséquent :  $\Sigma = \sum_{i=1}^n \mu_i e_i e_i^t = \sum_{i=1}^r \mu_i e_i e_i^t$ . En injectant cette égalité dans l'équation (2), on obtient donc :

$$A = \sum_{i=1}^r \mu_i U e_i e_i^t V^t = \sum_{i=1}^r \underbrace{\mu_i (U e_i)(V e_i)^t}_{E_i} \tag{3}$$

En tronquant cette somme, on peut définir :

$$A_k = \sum_{i=1}^k E_i$$

Le théorème suivant (théorème d'Eckart-Young) indique qu'on réalise alors une approximation de  $A$  par une matrice de rang  $k$  et qu'en plus, que c'est la meilleure possible pour ce rang.

**Proposition 4** (Théorème d'Eckart-Young). *Soit  $\|A\|_F = \sqrt{\sum_{i,j} A_{i,j}^2}$  la norme de Frobenius de la matrice  $A$  ( $\|A - B\|_F$  caractérise la distance entre  $A$  et  $B$  c'est-à-dire l'écart global entre leurs coefficients).*

$$\|A - A_k\|_F = \min_{\substack{B \in \mathcal{M}_{m,n}(\mathbb{R}) \\ \text{rang}(B)=k}} \|A - B\|$$

Or, une image est une matrice!!!! Le résultat est impressionnant.