

**Definition 0.1**

Soient  $V$  un espace euclidien et  $T : V \rightarrow V$  une application linéaire. On dit que  $T$  est *orthogonale* si  $\|T(v)\| = \|v\|$  pour tout  $v \in V$ .

**Definition 0.2**

Soient  $V = \mathbb{R}^n$  muni du produit scalaire usuel et  $A \in M_{n \times n}(\mathbb{R})$  une matrice de taille  $n \times n$  à coefficients réels. On dit que  $A$  est *orthogonale* si  $\|AX\| = \|X\|$  pour tout  $X \in M_{n \times 1}(\mathbb{R})$ .

**Remarque :** Soit  $T : V \rightarrow V$  une transformation orthogonale d'un espace euclidien  $V$ . Alors  $T$  est injective (et donc bijective par le théorème du rang).

**Proposition 0.3**

Soient  $V$  un espace euclidien et  $T : V \rightarrow V$  une application linéaire orthogonale. Soient également  $u, v \in V$  et désignons par  $\theta$  (respectivement  $\gamma$ ) l'angle entre les deux vecteurs  $u, v$  (respectivement, l'angle entre les deux vecteurs  $T(u)$  et  $T(v)$ ). Alors  $\theta = \gamma$ , i.e.  $T$  préserve les angles.

**Proposition 0.4**

Soient  $V = \mathbb{R}^n$  muni du produit scalaire usuel et  $A \in M_{n \times n}(\mathbb{R})$  une matrice de taille  $n \times n$  à coefficients réels. Alors les conditions suivantes sont équivalentes.

1.  $\|AX\| = \|X\|$  pour tout  $X \in M_{n \times 1}(\mathbb{R})$ .
2.  $\langle AX, AY \rangle = \langle X, Y \rangle$  pour tous  $X, Y \in M_{n \times 1}(\mathbb{R})$ .
3.  $AA^T = I_n = A^T A$ .
4. Les lignes de  $A$  forment une base orthonormée de  $V$ .
5. Les colonnes de  $A$  (vues comme vecteurs de  $\mathbb{R}^n$ ) forment une base orthonormée de  $V$ .

Aussi, si  $A$  est orthogonale, alors  $\det A = \pm 1$ .

**Definition 0.5**

Soit  $A \in M_{n \times n}(\mathbb{R})$ . On dit que  $A$  est *orthogonalement diagonalisable* s'il existe une matrice orthogonale  $P \in M_{n \times n}(\mathbb{R})$  telle que  $P^{-1}AP$  soit diagonale. Aussi, si  $V$  désigne un espace euclidien et  $T : V \rightarrow V$  une transformation linéaire de  $V$ , on dit que  $T$  est *orthogonalement diagonalisable* si  $V$  possède une base orthonormée formée de vecteurs propres de  $T$ .

**Remarques :**

1. Soient  $V$  un espace euclidien,  $T : V \rightarrow V$  une transformation linéaire de  $V$  et  $\mathcal{B}$  une base orthonormée de  $V$ . Alors  $A = [T]_{\mathcal{B}}$  est orthogonalement diagonalisable si et seulement si  $T$  est orthogonalement diagonalisable.
2. Soit  $A \in M_{n \times n}(\mathbb{R})$  une matrice orthogonalement diagonalisable et supposons que  $P \in M_{n \times n}(\mathbb{R})$  soit comme ci-dessus. Alors  $P^T A P = P^{-1} A P$ .

**Proposition 0.6**

Soit  $A \in M_{n \times n}(\mathbb{R})$  une matrice orthogonalement diagonalisable. Alors  $A$  est une matrice symétrique.

**Proposition 0.7**

Soient  $A \in M_{n \times n}(\mathbb{R})$  une matrice symétrique (et donc  $A = A^T$ ) et  $\lambda \neq \mu$  deux valeurs propres distinctes pour  $A$ . Si  $u \in E_{\lambda}$  et  $v \in E_{\mu}$ , alors  $u$  et  $v$  sont orthogonaux (pour le produit scalaire usuel de  $\mathbb{R}^n$ ).

**Theorem 0.8**

Soit  $A \in M_{n \times n}(\mathbb{R})$  une matrice symétrique. Alors il existe une matrice  $P \in M_{n \times n}(\mathbb{R})$  orthogonale telle que  $P^T A P$  soit diagonale, i.e.  $A$  est orthogonalement diagonalisable.

**Remarques :**

1. Soit  $A \in M_{n \times n}(\mathbb{R})$ . Alors  $A$  est orthogonalement diagonalisable si et seulement si elle est symétrique.
2. Soit  $A \in M_{n \times n}(\mathbb{R})$  une matrice symétrique. Alors il est possible de factoriser  $c_A(t)$  en un produit de facteurs linéaires sur  $\mathbb{R}$ . En particulier,  $c_A(t)$  n'admet aucune racine purement complexe.
3. Pour chaque valeur propre  $\lambda \in \mathbb{R}$  de  $A$ , la dimension de l'espace propre  $E_{\lambda}$  est égale à la multiplicité algébrique de  $\lambda$  comme racine de  $c_A(t)$ .

**Méthode pour diagonaliser orthogonalement une matrice symétrique  $A \in M_{n \times n}(\mathbb{R})$  :**

1. Déterminer le polynôme caractéristique  $c_A(t)$  de  $A$ .
2. Trouver toutes les racines  $\lambda_1, \dots, \lambda_r \in \mathbb{R}$  distinctes de  $c_A(t)$  telles que

$$c_A(t) = (-1)^n (t - \lambda_1)^{m_1} \cdots (t - \lambda_r)^{m_r}.$$

3. Pour chaque  $1 \leq i \leq r$ , déterminer une base  $\mathcal{B}_i$  de  $E_{\lambda_i}$ .
4. Pour chaque  $1 \leq i \leq r$ , utiliser le procédé de Gram-Schmidt afin de trouver une base *orthonormée*  $\mathcal{B}'_i$  de  $E_{\lambda_i}$ .
5. La base  $\mathcal{B}' = \mathcal{B}'_1 \cup \dots \cup \mathcal{B}'_r$  est une base orthonormée de  $V = \mathbb{R}^n$ .
6. La matrice  $P = [id_V]_{\mathcal{C}\mathcal{B}'}$  (où  $\mathcal{C}$  désigne la base canonique de  $V$ ) est orthogonale et  $P^T A P$  est diagonale.

**Definition 0.9**

Une *forme quadratique*  $Q$  sur  $\mathbb{R}^n$  est une application  $Q : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  définie par une matrice symétrique  $A \in M_{n \times n}(\mathbb{R})$  de telle sorte que  $Q(u) = uAu^T$  pour tout  $u \in \mathbb{R}^n$ . Aussi, si  $x_1, \dots, x_n$  sont des variables, alors l'équation  $Q(x_1, \dots, x_n) = 1$  définit une *conique dans  $\mathbb{R}^2$*  (respectivement, une *quadrique dans  $\mathbb{R}^3$* ).

**Definition 0.10**

Une *forme quadratique*  $Q$  sur  $\mathbb{R}^n$  est une application  $Q : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  définie par une matrice symétrique  $A \in M_{n \times n}(\mathbb{R})$  de telle sorte que  $Q(u) = uAu^T$  pour tout  $u \in \mathbb{R}^n$ .

**Theorem 0.11** (Théorème des axes principaux)

Soient  $A \in M_{n \times n}(\mathbb{R})$  une matrice symétrique et  $Q : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  la forme quadratique associée. Alors il existe une matrice orthogonale  $P \in M_{n \times n}(\mathbb{R})$  telle que  $P^T A P$  soit diagonale. Les colonnes de  $P$  sont appelés les axes principaux de  $Q$ .

**Méthode pour déterminer les axes principaux d'une forme quadratique donnée :**

Soit  $Q : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  une forme quadratique. Pour déterminer les axes principaux de  $Q$ , on procède comme suit.

1. Déterminer la matrice  $A \in M_{n \times n}(\mathbb{R})$  qui définit  $Q$ , c'est-à-dire qui satisfait  $Q(u) = uAu^T$  pour tout  $u \in \mathbb{R}^n$ .
2. Diagonaliser orthogonalement la matrice  $A$ , i.e. trouver une base orthonormée  $\mathcal{B}$  de  $\mathbb{R}^n$  formée de vecteurs propres de  $A$ .
3. Les vecteurs de  $\mathcal{B}$  sont les axes principaux de  $Q$ .

**Definition 0.12**

Soit  $Q : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  une forme quadratique. On dit que  $Q$  est

1. *définie positive* si  $Q(u) > 0$  pour tout  $u \in \mathbb{R}^n$  non-nul.
2. *définie négative* si  $Q(u) < 0$  pour tout  $u \in \mathbb{R}^n$  non-nul.
3. *non-définie* si  $A$  prend des valeurs positives ainsi que négatives.
4. *positive* si  $Q(u) \geq 0$  pour tout  $u \in \mathbb{R}^n$ .
5. *négative* si  $Q(u) \leq 0$  pour tout  $u \in \mathbb{R}^n$ .

**Theorem 0.13** (Formes quadratiques et vecteurs propres)

Soient  $A \in M_{n \times n}(\mathbb{R})$  une matrice symétrique et  $Q : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  la forme quadratique associée. Alors les affirmations suivantes sont vérifiées.

1.  $Q$  est définie positive si et seulement si toutes les valeurs propres de  $A$  sont strictement positives.

2.  $Q$  est définie négative si et seulement si toutes les valeurs propres de  $A$  sont strictement négatives.
3.  $Q$  est non-définie si  $A$  admet à la fois des valeurs propres positives et négatives.

**Lemma 0.14**

Soient  $\mathcal{B}, \mathcal{B}$  les bases canoniques respectives de  $\mathbb{R}^n, \mathbb{R}^m$ , munis des produits scalaires usuels. Soit également  $\phi : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$  une application linéaire telle que  $[\phi]_{\mathcal{B}_2 \mathcal{B}_1} = A \in M_{m \times n}(\mathbb{R})$ . Finalement, on désigne par  $\phi^T : \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^n$  l'application linéaire définie par  $[\phi^T]_{\mathcal{B}_1 \mathcal{B}_2} = A^T$ . Alors  $\phi^T \circ \phi : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$  et  $\mathbb{R}^n$  possède une base de vecteurs propres pour  $\phi^T \circ \phi$  et toutes les valeurs propres (réelles) sont positives ou nulles.

**Definition 0.15**

Soit  $A \in M_{m \times n}(\mathbb{R})$ . On appelle *valeurs singulières* de  $A$  les racines carrées des valeurs propres de la matrice  $A^T A$ . On les note en général  $\sigma_1, \dots, \sigma_n$ , de telle sorte que  $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_n \geq 0$ . Ainsi, il existe une base  $(v_1, \dots, v_n)$  de  $\mathbb{R}^n$  composée de vecteurs propres de  $A$  avec valeurs propres correspondantes  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n \geq 0$ , où  $\sigma_i = \sqrt{\lambda_i}$ .

**Theorem 0.16** (Existence de bases compatibles)

Soit  $\phi : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$  une application linéaire entre les espaces euclidiens  $\mathbb{R}^n, \mathbb{R}^m$  (munis des produits scalaires usuels). Soit  $v_1, \dots, v_n$  une base orthonormée de  $\mathbb{R}^n$ , formée de vecteurs propres de  $\phi^T \circ \phi$ . Supposons également que  $\phi$  admette  $r$  valeurs singulières non-nulles. Alors  $(\phi(v_1), \dots, \phi(v_r))$  est une base orthogonale de  $\text{im}(\phi)$  et donc le rang de  $\phi$  vaut  $r$ . De plus,  $(\frac{\phi(v_1)}{\sigma_1}, \dots, \frac{\phi(v_r)}{\sigma_r})$  est une base orthonormée de  $\text{im}(\phi)$ .

**Theorem 0.17** (Décomposition en valeurs singulières)

Soit  $A \in M_{n \times n}(\mathbb{R})$  une matrice de rang  $r$ . Alors il existe  $\Sigma \in M_{n \times n}(\mathbb{R})$  telle que

$$\Sigma = \begin{pmatrix} D & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix},$$

où  $D \in M_{r \times r}(\mathbb{R})$  est diagonale, avec

$$D = \begin{pmatrix} \sigma_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \sigma_r \end{pmatrix}.$$

Ici,  $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r \geq 0$  sont les  $r$  valeurs singulières non-nulles et  $U \in M_{m \times m}(\mathbb{R})$ ,  $V \in M_{n \times n}(\mathbb{R})$  sont orthogonales telles que  $A = U \Sigma V$ .

**Méthode de décomposition en valeurs singulières :**

Soit  $A \in M_{m \times n}(\mathbb{R})$  une matrice de taille  $m \times n$  à coefficients réels et  $\phi : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^m$  l'application linéaire correspondante, i.e.  $[\phi]_{\mathcal{C}_2 \mathcal{C}_1} = A$ , où  $\mathcal{C}_1$  et  $\mathcal{C}_2$  sont les bases canoniques de  $\mathbb{R}^n$  et  $\mathbb{R}^m$ .

1. Chercher les valeurs propres de la matrice  $A^T A \in M_{n \times n}(\mathbb{R})$ .
2. Si  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_r > 0$  sont les valeurs propres non-nulles de  $A^T A$ , alors les valeurs singulières de  $A$  sont données par  $\sigma_j = \sqrt{\lambda_j}$ , ceci pour tout  $1 \leq j \leq r$ .
3. Chercher une base orthonormée  $\mathcal{B}_1 = (v_1, \dots, v_n)$  de  $\mathbb{R}^n$  formée de vecteurs propres pour  $A^T A$ .
4. Une base orthogonale de l'image de  $\phi$  est donnée par  $(Av_1, \dots, Av_m)$ .
5. Normaliser la base obtenue au point précédent, afin d'obtenir une base orthonormée de l'image de  $\phi$ .
6. On dénote par  $\mathcal{B}_2$  la base orthonormée de  $\mathbb{R}^m$  obtenue en complétant la base du point précédent en une base de  $\mathbb{R}^m$ , puis en appliquant le procédé de Gram-Schmidt à bon escient.
7. La décomposition en valeurs singulières de  $A$  est donnée par  $[id]_{\mathcal{C}_2 \mathcal{B}_2} [\phi]_{\mathcal{B}_2 \mathcal{B}_1} [id]_{\mathcal{B}_1 \mathcal{C}_1}$ .