TD N° 1: Introduction et rappels

EXERCICE 1. Montrer que pour toute matrice $X \in \mathbb{R}^{n \times m}$, $\operatorname{Ker}(X) = \operatorname{Ker}(X^{\top}X)$. En déduire que les rangs suivants sont identiques : $\operatorname{rg}(X) = \operatorname{rg}(X^{\top}X) = \operatorname{rg}(XX^{\top}) = \operatorname{rang}(X^{\top})$.

Correction:

Prenons $w \in \mathbb{R}^m$ tel que Xw = 0. On en déduit que $X^\top Xw = 0, i.e., \text{Ker}(X) \subset \text{Ker}(X^\top X)$.

Réciproquement supposons que $X^{\top}Xw = 0$. Ainsi $w^{\top}X^{\top}Xw = 0$, c'est-à-dire que $\|Xw\|^2 = 0$, et donc que Xw = 0, d'où $\operatorname{Ker}(X^{\top}X) \subset \operatorname{Ker}(X)$, et ainsi $\operatorname{Ker}(X) = \operatorname{Ker}(X^{\top}X)$

On conclut en utilisant le théorème du rang : $\operatorname{rang}(X) + \operatorname{dim}(\operatorname{Ker}(X)) = m = \operatorname{rang}(X^{\top}X) + \operatorname{dim}(\operatorname{Ker}(X^{\top}X))$, *i.e.*, $\operatorname{rg}(X) = \operatorname{rang}(X^{\top}X)$.

Enfin, on obtient le dernier point en prenant le résultat ci-dessus pour la matrice X^{\top} , ainsi : rang (X^{\top}) + dim $(\text{Ker}(X^{\top}))$ = $n = \text{rang}(XX^{\top})$ + dim $(\text{Ker}(XX^{\top}))$, et en rappelant que rang(X) = rang (X^{\top})

Exercice 2. Montrer que $\hat{\beta}^{(\ell_2)} \stackrel{\Delta}{=} X^+ y$ est une solution du problème des moindres carrés :

$$\underset{\beta \in \mathbb{R}^p}{\arg \min} \|y - X\beta\|^2 \quad , \tag{1}$$

avec $y \in \mathbb{R}^n$ et $X \in \mathbb{R}^{n \times p}$, et que de plus parmi toutes les solutions, c'est la solution de norme (euclidienne) minimale.

Correction:

Partons de la SVD de X, $X = \sum_{i=1}^{r} s_i u_i v_i^{\top}$ (avec (u_1, \dots, u_n) base orthonormée de \mathbb{R}^n , et (v_1, \dots, v_n) base orthonormée de \mathbb{R}^p):

$$||X\beta - y||^{2} = \left\| \sum_{i=1}^{r} s_{i} u_{i} v_{i}^{\mathsf{T}} \beta - \sum_{i=1}^{n} u_{i} u_{i}^{\mathsf{T}} y \right\|^{2}$$

$$||X\beta - y||^{2} = \left\| \sum_{i=1}^{r} u_{i} (s_{i} v_{i}^{\mathsf{T}} \beta - u_{i}^{\mathsf{T}} y) - \sum_{i=r+1}^{n} u_{i} u_{i}^{\mathsf{T}} y \right\|^{2}$$

$$||X\beta - y||^{2} = \left\| \sum_{i=1}^{r} u_{i} (s_{i} v_{i}^{\mathsf{T}} \beta - u_{i}^{\mathsf{T}} y) \right\|^{2} + \left\| \sum_{i=r+1}^{n} u_{i} u_{i}^{\mathsf{T}} y \right\|^{2}$$

$$||X\beta - y||^{2} = \sum_{i=1}^{r} \left(s_{i} v_{i}^{\mathsf{T}} \beta - u_{i}^{\mathsf{T}} y \right)^{2} + \sum_{i=r+1}^{n} (u_{i}^{\mathsf{T}} y)^{2}$$

$$||X\beta - y||^{2} = \sum_{i=1}^{r} \left(s_{i} v_{i}^{\mathsf{T}} \beta - u_{i}^{\mathsf{T}} y \right)^{2} + \sum_{i=r+1}^{n} (u_{i}^{\mathsf{T}} y)^{2}$$

$$||X\beta - y||^{2} = \sum_{i=1}^{r} \left(s_{i} v_{i}^{\mathsf{T}} \beta - u_{i}^{\mathsf{T}} y \right)^{2} + \sum_{i=r+1}^{n} (u_{i}^{\mathsf{T}} y)^{2}$$

Prenons alors $\hat{\beta}^{(\ell_2)} = X^+ y = \sum_{i=1}^r \frac{1}{s_i} v_i u_i^\top y = \sum_{i=1}^r \left(\frac{1}{s_i} u_i^\top y\right) v_i$. On remarque le premier terme du seconde membre est alors annulé. Comme l'ensemble de solution est un espace affine, il s'écrit alors $\hat{\beta}^{(\ell_2)} + \operatorname{Ker}(X)$. Mais l'on remarque comme $\operatorname{Ker}(X) = \operatorname{vect}(v_{r+1}, \dots, v_p)$ que toute solution $\hat{\beta}$ peut s'écrire $\hat{\beta}^{(\ell_2)} + \sum_{i=r+1}^p \alpha_i v_i$, et que par orthogonalité :

$$\left\| \hat{\beta}^{(\ell_2)} + \sum_{i=r+1}^p \alpha_i v_i \right\|^2 = \left\| \hat{\beta}^{(\ell_2)} \right\|^2 + \left\| \sum_{i=r+1}^p \alpha_i v_i \right\|^2 = \left\| \hat{\beta}^{(\ell_2)} \right\|^2 + \sum_{i=r+1}^p \alpha_i^2 . \tag{2}$$

On en déduit donc que

$$\hat{\beta}^{(\ell_2)} = \underset{\beta \in \hat{\beta}^{(\ell_2)} + \operatorname{Ker}(X)}{\operatorname{arg \, min}} \|\beta\|^2 \tag{3}$$

EXERCICE 3.

1) Calculer la SVD de la matrice

$$X = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{n}} & \frac{1}{\sqrt{n_1}} & \frac{1}{\sqrt{n_2}} \end{bmatrix} ,$$

en prenant des vecteurs $\mathbb{1}_{C_1}$, $\mathbb{1}_{C_2}$ les indicatrices d'ensembles C_1 , C_2 formant une partition de l'ensemble $[\![1,n]\!]$, en supposant qu'il y a n_1 (resp. n_2) observations dans la classe C_1 (resp. C_2). On notera que $\mathbb{1}_{C_1} + \mathbb{1}_{C_2} = \mathbb{1}_n$, et $\mathbb{1}_{C_1} \mathbb{1}_{C_2} = 0 \in \mathbb{R}^n$.

2) Donner X^+ , la pseudo-inverse de la matrice X.

Correction:

1)

$$X^{\top}X = \begin{bmatrix} 1 & \sqrt{\frac{n_1}{n}} & \sqrt{\frac{n_2}{n}} \\ \sqrt{\frac{n_1}{n}} & 1 & 0 \\ \sqrt{\frac{n_2}{n}} & 0 & 1 \end{bmatrix} . \tag{4}$$

Tout d'abord X est de rang 2, donc $\lambda_0 = 0$ est valeur propre de $X^{\top}X$. Un vecteur propre associé est facilement trouvé comme on peut voir que $\sqrt{n}X_{:,1} = \sqrt{n_1}X_{:,2} + \sqrt{n_2}X_{:,3}$

$$v_0 = \frac{1}{\sqrt{2n}} \cdot \begin{bmatrix} -\sqrt{n} \\ \sqrt{n_1} \\ \sqrt{n_2} \end{bmatrix} . \tag{5}$$

De plus, on voit aussi que la seconde valeur propre est $\lambda_1=1$ avec comme vecteur propre associé

$$v_1 = \frac{1}{\sqrt{n}} \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ -\sqrt{n_2} \\ \sqrt{n_1} \end{bmatrix} . \tag{6}$$

Enfin comme la trace de $X^{\top}X$ vaut 3, on en déduit que la dernière valeur propre est $\lambda_2 = 2$. En résolvant le système linéaire associé, on trouve que x_2 est donné par :

$$v_2 = \frac{1}{\sqrt{2n}} \cdot \begin{bmatrix} \sqrt{n} \\ \sqrt{n_1} \\ \sqrt{n_2} \end{bmatrix} . \tag{7}$$

On trouve ensuite

$$u_1 = X v_1 / \sqrt{\lambda_1} = \sqrt{\frac{n_1}{n n_2}} \mathbb{1}_{C_2} - \sqrt{\frac{n_2}{n n_1}} \mathbb{1}_{C_1}, \tag{8}$$

$$u_2 = Xv_2/\sqrt{\lambda_2} = \frac{\mathbb{1}_n}{\sqrt{n}} . ag{9}$$

On déduit donc

$$X = \sqrt{\lambda_1} u_1 v_1^{\top} + \sqrt{\lambda_2} u_2 v_2^{\top} = u_1 v_1^{\top} + \sqrt{2} u_2 v_2^{\top}$$
(10)

2)

$$X^{+} = v_1 u_1^{\top} + \frac{1}{\sqrt{2}} v_2 u_2^{\top} . {11}$$

On en déduit alors

$$\hat{\beta}^{(\ell_2)} = X^+ y = v_1 u_1^\top y + \frac{1}{\sqrt{2}} v_2 u_2^\top y$$

$$= \sqrt{\frac{n_1 n_2}{n}} \left(\bar{y}_{C_2} - \bar{y}_{C_1} \right) v_1 + \sqrt{\frac{n}{2}} \bar{y}_n v_2 .$$

EXERCICE 4.

1) Calculer la SVD de la matrice

$$X = \begin{bmatrix} \alpha_1 x_1 + \alpha_2 x_2 & x_1 & x_2 \end{bmatrix} ,$$

sous la contrainte $(x_1, x_2) \in \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^n$, $||x_1|| = ||x_2|| = 1$, $x_1^\top x_2 = 0$ et $(\alpha_1, \alpha_2) \in \mathbb{R}^2$.

2) Donner X^+ , la pseudo-inverse de la matrice X.

Correction:

1)

$$X^{\top}X = \begin{bmatrix} \alpha_1^2 + \alpha_2^2 & \alpha_1 & \alpha_2 \\ \alpha_1 & 1 & 0 \\ \alpha_2 & 0 & 1 \end{bmatrix} . \tag{12}$$

Tout d'abord X est de rang 2, donc $\lambda_0 = 0$ est valeur propre de $X^{\top}X$. Un vecteur propre associé est facilement trouvé :

$$v_0 = \frac{1}{\sqrt{1 + \alpha_2^2 + \alpha_2^2}} \cdot \begin{bmatrix} -1\\ \alpha_1\\ \alpha_2 \end{bmatrix} . \tag{13}$$

De plus, on voit aussi que la seconde valeur propre est $\lambda_1 = 1$ avec comme vecteur propre associé

$$v_1 = \frac{1}{\sqrt{\alpha_2^2 + \alpha_2^2}} \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ -\alpha_2 \\ \alpha_1 \end{bmatrix} . \tag{14}$$

Enfin comme la trace de $X^{\top}X$ vaut $2 + \alpha_1^2 + \alpha_2^2$, on en déduit que la dernière valeur propre est $\lambda_2 = 1 + \alpha_1^2 + \alpha_2^2$. En résolvant le système linéaire associé, on trouve que x_2 est donné par :

$$v_2 = \frac{1}{\sqrt{(\alpha_2^2 + \alpha_2^2)^2 + \alpha_2^2 + \alpha_2^2}} \cdot \begin{bmatrix} \alpha_1^2 + \alpha_2^2 \\ \alpha_1 \\ \alpha_2 \end{bmatrix} . \tag{15}$$

Enfin en calculant $u_1 = Xv_1/\sqrt{\lambda_1}$ et $u_2 = Xv_2/\sqrt{\lambda_2}$ on trouve finalement

$$u_1 = \frac{\alpha_2 x_2 - \alpha_1 x_1}{\sqrt{\alpha_1^2 + \alpha_2^2}}, \quad u_2 = \frac{\alpha_1 x_1 + \alpha_2 x_2}{\sqrt{\alpha_1^2 + \alpha_2^2}}$$
 (16)

On déduit donc

$$X = \sqrt{\lambda_1} u_1 v_1^{\top} + \sqrt{\lambda_2} u_2 v_2^{\top} \tag{17}$$

2)

$$X^{+} = \frac{1}{\sqrt{\lambda_{1}}} v_{1} u_{1}^{\top} + \frac{1}{\sqrt{\lambda_{2}}} v_{2} u_{2}^{\top} . \tag{18}$$

On en déduit alors

$$\begin{split} \hat{\beta}^{(\ell_2)} &= X^+ y \\ &= \frac{1}{\sqrt{\lambda_1}} v_1 u_1^\top y + \frac{1}{\sqrt{\lambda_2}} v_2 u_2^\top y \\ &= v_1 (\alpha_2 x_2 - \alpha_1 x_1)^\top y + \frac{1}{\sqrt{\lambda_2}} v_2 u_2^\top y \enspace . \end{split}$$

3) On repart de l'expression précédente en notant que $\alpha_1=\alpha_2=1$

$$\hat{\beta}^{(\ell_2)} = \frac{1}{\sqrt{2}} \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ -1 \\ 1 \end{bmatrix} (\mathbb{1}_{C_2}^{\top} y - \mathbb{1}_{C_1}^{\top} y) + \frac{1}{3\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 2 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} \mathbb{1}_n^{\top} y .$$

EXERCICE 5.

1) Calculer la SVD de la matrice

$$X = \begin{bmatrix} \mathbb{1}_n & \mathbb{1}_{C_1} & \mathbb{1}_{C_2} \end{bmatrix} ,$$

en prenant des vecteurs $\mathbbm{1}_{C_1}$, $\mathbbm{1}_{C_2}$ les indicatrices d'ensembles C_1, C_2 formant une partition de l'ensemble $[\![1,n]\!]$. On notera que $\mathbbm{1}_{C_1} + \mathbbm{1}_{C_2} = \mathbbm{1}_n$, et $\mathbbm{1}_{C_1} \mathbbm{1}_{C_2} = 0 \in \mathbbm{R}^n$, on supposera qu'il y a n_1 (resp. n_2) observations dans la classe C_1 (resp. C_2).

Correction:

1)

$$X^{\top}X = \begin{bmatrix} n & n_1 & n_2 \\ n_1 & n_1 & 0 \\ n_2 & 0 & n_2 \end{bmatrix} . \tag{19}$$

Tout d'abord X est de rang 2, donc $\lambda_0 = 0$ est valeur propre de $X^{\top}X$. Un vecteur propre associé est facilement trouvé :

$$v_0 = \frac{1}{\sqrt{3}} \cdot \begin{bmatrix} 1\\ -1\\ -1 \end{bmatrix} . \tag{20}$$

De plus, on voit aussi que la seconde valeur propre est $\lambda_1 = ????$ avec comme vecteur propre associé

$$v_1 = \frac{1}{\sqrt{\alpha_2^2 + \alpha_2^2}} \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ -\alpha_2 \\ \alpha_1 \end{bmatrix} . \tag{21}$$

Enfin comme la trace de $X^{\top}X$ vaut $2 + \alpha_1^2 + \alpha_2^2$, on en déduit que la dernière valeur propre est $\lambda_2 = 1 + \alpha_1^2 + \alpha_2^2$. En résolvant le système linéaire associé, on trouve que x_2 est donné par :

$$v_{2} = \frac{1}{\sqrt{(\alpha_{2}^{2} + \alpha_{2}^{2})^{2} + \alpha_{2}^{2} + \alpha_{2}^{2}}} \cdot \begin{bmatrix} \alpha_{1}^{2} + \alpha_{2}^{2} \\ \alpha_{1} \\ \alpha_{2} \end{bmatrix} . \tag{22}$$

Enfin en calculant $u_1=Xv_1/\sqrt{\lambda_1}$ et $u_2=Xv_2/\sqrt{\lambda_2}$ on trouve finalement

$$u_1 = \frac{\alpha_2 x_2 - \alpha_1 x_1}{\sqrt{\alpha_1^2 + \alpha_2^2}}, \quad u_2 = \frac{\alpha_1 x_1 + \alpha_2 x_2}{\sqrt{\alpha_1^2 + \alpha_2^2}} . \tag{23}$$

On déduit donc

$$X = \sqrt{\lambda_1} u_1 v_1^{\top} + \sqrt{\lambda_2} u_2 v_2^{\top} \tag{24}$$

2)

$$X^{+} = \frac{1}{\sqrt{\lambda_{1}}} v_{1} u_{1}^{\top} + \frac{1}{\sqrt{\lambda_{2}}} v_{2} u_{2}^{\top} . \tag{25}$$

On en déduit alors

$$\begin{split} \hat{\beta}^{(\ell_2)} &= X^+ y \\ &= \frac{1}{\sqrt{\lambda_1}} v_1 u_1^\top y + \frac{1}{\sqrt{\lambda_2}} v_2 u_2^\top y \\ &= v_1 (\alpha_2 x_2 - \alpha_1 x_1)^\top y + \frac{1}{\sqrt{\lambda_2}} v_2 u_2^\top y \enspace . \end{split}$$

3) On repart de l'expression précédente en notant que $\alpha_1=\alpha_2=1$

$$\hat{\beta}^{(\ell_2)} = \frac{1}{\sqrt{2}} \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ -1 \\ 1 \end{bmatrix} (\mathbb{1}_{C_2}^{\top} y - \mathbb{1}_{C_1}^{\top} y) + \frac{1}{3\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 2 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} \mathbb{1}_n^{\top} y .$$