# TP2 Analyse Numérique

Approximation



#### Rappels / régression linéaire

- ▶ Soient *n* couples de points  $(x_i, y_i)$  → tolérer des variations des  $y_i$
- ightharpoonup Droite de **droite de régression**  $\mathcal{D}$  représentative de ces points?
- ► Détermination des coefficients a et b vérifiant

$$y_i = ax_i + b + r_i$$
  $1 \le i \le n$ 





#### Rappels / régression linéaire

► Minimisation de la somme des distances au carré entre la droite et les points

$$\sum_{i=0}^{n} (y_i - (ax_i + b))^2$$

Minimisation de la norme 2 du résidu

$$\sum_{i=0}^{n} (y_i - (ax_i + b))^2 = \sum_{i=0}^{n} r_i^2 \stackrel{\text{def}}{=} ||r||_2^2 = r^{\top} r$$



### Rappels / regression linéaire

► Relations de dépendances entre *x* et *y* 

$$i = n \rightarrow y_n = ax_n + b + r_n$$

► Formulation matricielle

$$egin{bmatrix} y_1 \ y_2 \ dots \ y_i \ y_n \ \end{bmatrix} = egin{bmatrix} 1 & x_1 \ 1 & x_2 \ dots \ 1 & x_i \ dots \ \end{bmatrix} + egin{bmatrix} r_1 \ r_2 \ dots \ a \ \end{bmatrix} + egin{bmatrix} dots \ r_i \ dots \ r_n \ \end{bmatrix}$$

$$y = Mp + r$$

$$m_{i,j} \stackrel{\text{def}}{=} x_i^{j-1}$$
,  $y \stackrel{\text{def}}{=} (y_1, \cdots, y_n)^\top$ ,  $r \stackrel{\text{def}}{=} (r_1, \cdots, r_n)^\top$ ,  $p \stackrel{\text{def}}{=} (b, a)^\top$ 

$$\boxed{r^{\top}r = p^{\top}Qp - 2p^{\top}s + y^{\top}y}$$

avec  $Q \stackrel{\text{def}}{=} M^{\top}M$  matrice de dimension  $2 \times 2$  et  $s \stackrel{\text{def}}{=} M^{\top}y$  vecteur de dimension 2.

$$Q = \begin{bmatrix} n & \sum_{k=1}^{n} x_k \\ \sum_{k=1}^{n} x_k & \sum_{k=1}^{n} x_k^2 \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad s = \begin{bmatrix} \sum_{k=1}^{n} y_k \\ \sum_{k=1}^{n} y_k x_k \end{bmatrix}$$

### Rappels / regression linéaire

#### **Equations normales**

La droite de régression est obtenue en résolvant le système suivant

$$M^{\top}Mp = M^{\top}y$$

avec  $M^{\top}M$  matrice de dimension  $2 \times 2$ 

#### Coefficient de corrélation linéaire

$$r_{xy} \stackrel{\text{def}}{=} \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x \sigma_y}$$

- $ightharpoonup -1 \le r_{xy} \le 1$
- ightharpoonup -1 : points alignés sur une droite de pente négative
- ▶ 1 : points alignés sur une droite de pente positive
- For régression linéaire représentative :  $|r_{xy}| > \frac{\sqrt{3}}{2} = 0.86$



- ▶ Soient *n* couples de points  $(x_i, y_i)$  → tolérer des variations des  $y_i$
- Polynôme d'approximation représentatif de ces points?
- ► Détermination les coefficients *a<sub>j</sub>* vérifiant

$$y_i = \sum_{j=0}^d a_j x_i^j + r_i \quad 1 \le i \le n$$





Minimisation de la somme des distances au carré entre le polynôme et les points

$$\sum_{i=0}^{n} \left( y_i - \sum_{i=0}^{d} a_i x_i^j \right)^2$$

Minimisation de la norme 2 du résidu

$$\sum_{i=0}^{n} \left( y_i - \sum_{j=0}^{d} a_j x_i^j \right)^2 = \sum_{i=0}^{n} r_i^2 \stackrel{\text{def}}{=} ||r||_2^2 = r^\top r$$



► Relations de dépendances entre x et y

$$i = n \rightarrow y_n = \sum_{j=0}^d a_j x_n^j + r_n$$

formulation matricielle

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_i \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & x_1 & \cdots & x_1^d \\ 1 & x_2 & & x_2^d \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & x_i & & x_i^d \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & x_n & \cdots & x_n^d \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_0 \\ \vdots \\ a_d \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} r_1 \\ r_2 \\ \vdots \\ r_i \\ \vdots \\ r_n \end{bmatrix}$$

$$r^{\top}r = p^{\top}Qp - 2p^{\top}S + y^{\top}y$$

$$\boxed{ \begin{array}{c} r^\top r = p^\top Q p - 2 p^\top S + y^\top y \\ \text{avec } Q \stackrel{\text{def}}{=} M^\top M \text{ matrice de dimension } (d+1) \times (d+1) \text{ et } S \stackrel{\text{def}}{=} M^\top y \text{ vecteur de dimension} \end{array} } \boxed{ \begin{array}{c} Q = \begin{bmatrix} n & \cdots & \sum_{k=1}^n x_k^d \\ \vdots & \sum_{k=1}^n x_k^{i+j-2} & \vdots \\ \sum_{k=1}^n x_k^d & \cdots & \sum_{k=1}^n x_k^{2d} \end{bmatrix} \text{ et } s = \begin{bmatrix} \sum_{k=1}^n y_k x_k^0 \\ \vdots \\ \sum_{k=1}^n y_k x_k^d \end{bmatrix} }$$

#### Equations normales

La droite de régression est obtenue en résolvant le système suivant

$$M^{\top}Mp = M^{\top}y$$

avec  $M^{\top}M$  matrice de dimension  $(d+1)\times(d+1)$ 



#### Cadre du TP

- Notebook Python.
- Utilisation de NumPY.
- Implementation des exemples issus du TD/Cours (majoritairement).



### Exemple A, régression linéaire

Soient les quatre points de  $\mathbb{R}^2$ ,

$$(1, -0.5), (2, 0), (3, 1.5), (4, 2).$$

En réutilisant les formules issues du cours :

- 1. Construire la matrice Vandermonde **M**
- 2. Generer la matrice associé **Q** et le vecteur **s**
- 3. Résoudre le système d'équations normales et déduire l'expression de la droite de regression.



### Exemple B, polynômes d'approximation

Soient les quatre points de  $\mathbb{R}^2$ ,

$$(-3,17), (-1,1), (0,-1), (2,7).$$

- 1. Déterminer la droite de régression de ces points.
- 2. Calculer et interpréter le coefficient de corrélation linéaire.
- 3. Déterminer le polynôme de degré 2 minimisant la norme 2 du résidu de ces points.
- 4. Calculer la norme 2 du résidu obtenu avec le polynôme de degré deux. Conclure



### Exemple C, généralisation

Pour n points et un polynôme de regression d'ordre p, généraliser :

- 1. la construction de la matrice Vandermonde **M**
- 2. La construction de la matrice **Q** et du vecteur **s**
- 3. Le calcul du polynôme de regression d'ordre p.
- 4. Le calcul de la norme 2 du résidu.
- 5. Pour les points-ci-dessous, calculer le polynôme de regression d'ordre 2 et d'ordre 3
- 6. Representer ces points et les polynômes de regression en utilisant *matplotlib*.

$$(1,2)(2,9)(3,28)(4,65)(5,126)(6,217)(7,344)(8,513)(9,730)$$

→ Comparer les résultats avec la fonction python np.polyfit



## Fin

