

Modèles linéaires

• la variable réponse : Y

• les variables explicatives : $X^{(1)}, \dots, X^{(P)}$

question : existe-t'il une fonction f telle que :

$$Y \approx f(X^{(1)}, \dots, X^{(n)})$$

Pour déterminer f , on utilise le risque et un problème de minimisation

On cherche f tq

$$\mathbb{E} \left[(\gamma - f(x^{(1)}, \dots, x^{(P)}))^2 \right] = \min_g \mathbb{E} \left[(\gamma - g(x^{(1)}, \dots, x^{(P)}))^2 \right]$$

Plutôt que de faire la minimisation sur l'ensemble des f et g possibles, on se limite aux fonctions linéaires

$$\mathcal{F} = \left\{ g: \mathbb{R}^P \rightarrow \mathbb{R} \text{ tq } g(x_0, \dots, x_P) = \beta_0 + \sum_{k=1}^P \beta_k x_k \right\}$$

Pourquoi cette famille

Car dans le cadre où $Y, X^{(1)}, \dots, X^{(P)}$ sont des variables quantitatives,

en réalité, on connaît de façon théorique la meilleure fonction f

il s'agit de

$$f(X^{(1)}, \dots, X^{(P)}) = E[Y \mid X^{(1)}, \dots, X^{(P)}]$$

et si l'on est dans le cadre gaussien, à savoir que le modèle mathématique

est $Y = f(X^{(1)}, \dots, X^{(P)}) + \varepsilon$ avec ε une variable gaussienne, alors l'espérance conditionnelle est une fonction linéaire.

→ cette espérance conditionnelle est bien souvent incalculable.

On remplace le risque par le risque empirique car à la base, on dispose d'observations.

échantillon d'apprentissage: $\mathcal{L} = \{(x_i^{(1)}, \dots, x_i^{(r)}, y_i), i \in [1, n]\}$

- y_i : une observation de la variable aléatoire γ_i .

- $x_i^{(k)}$: une observation de la variable $X_i^{(k)}$ que nous supposons non aléatoire

le modèle s'écrit: $\forall i \in [1, n], y_i = \beta_0 + \sum_{k=1}^p \beta_k x_i^{(k)} + \xi_i$ la variable de bruit

hypothèses classiques :

$$\forall i \in [1, n], \mathbb{E}[\varepsilon_i] = 0$$

$$\forall i \in [1, n], V[\varepsilon_i] = \sigma^2 \text{ (homocédastité)}$$

$$\forall i \neq j, \text{cov}(\varepsilon_i, \varepsilon_j) = 0$$

bien souvent, on ajoute l'hypothèse de normalité du bruit :

$$U = \begin{pmatrix} \varepsilon_1 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{pmatrix} \sim \mathcal{N}\left(0_n, \sigma^2 I_n\right)$$

vecteur gaussien

matrice de variance

def vecteur gaussien

Suit $\bar{T} = \begin{pmatrix} \bar{T}_1 \\ \vdots \\ \bar{T}_n \end{pmatrix}$ un vecteur aléatoire (\bar{T}_1, \bar{T}_n sont des variables aléatoires)

\bar{T} est un vecteur gaussien si et seulement si:

$\forall (\lambda_1, \dots, \lambda_n) \in \mathbb{R}^n$, $\sum_{k=1}^n \lambda_k \bar{T}_k$ est une variable gaussienne

Rq: Automatiquement $\forall i \in \{1, n\}$, \bar{T}_i est une variable gaussienne

def: matrice de variance d'un vecteur aléatoire \bar{T} :

$$V(\bar{T}) = E[(\bar{T} - E[\bar{T}]) \cdot (\bar{T} - E[\bar{T}])']$$

: matrice $n \times n$ positive et symétrique

def: espérance d'un vecteur aléatoire \bar{T}

$$E[\bar{T}] = \begin{pmatrix} E(\bar{T}_1) \\ \vdots \\ E(\bar{T}_n) \end{pmatrix}$$

Rq: $V[\bar{T}] = \left(\text{cov}(\bar{T}_i, \bar{T}_j) \right)_{i,j \in [1,n]}$

La théorie des modèles linéaires est plus vaste

Type variables explicatives		quantitative	qualitative	mélange
Type de la variance répon				
quantitative	→ Modèle linéaire par moindres carrés (OLS)	Analyse de la variance (ANOVA)		Analyse de la covariance (ANCOVA)
qualitative		Régression Logistique		

△

$$Y_i = \beta_0 + \sum_{k=1}^p \beta_k x_i^{(k)} + \varepsilon_i$$

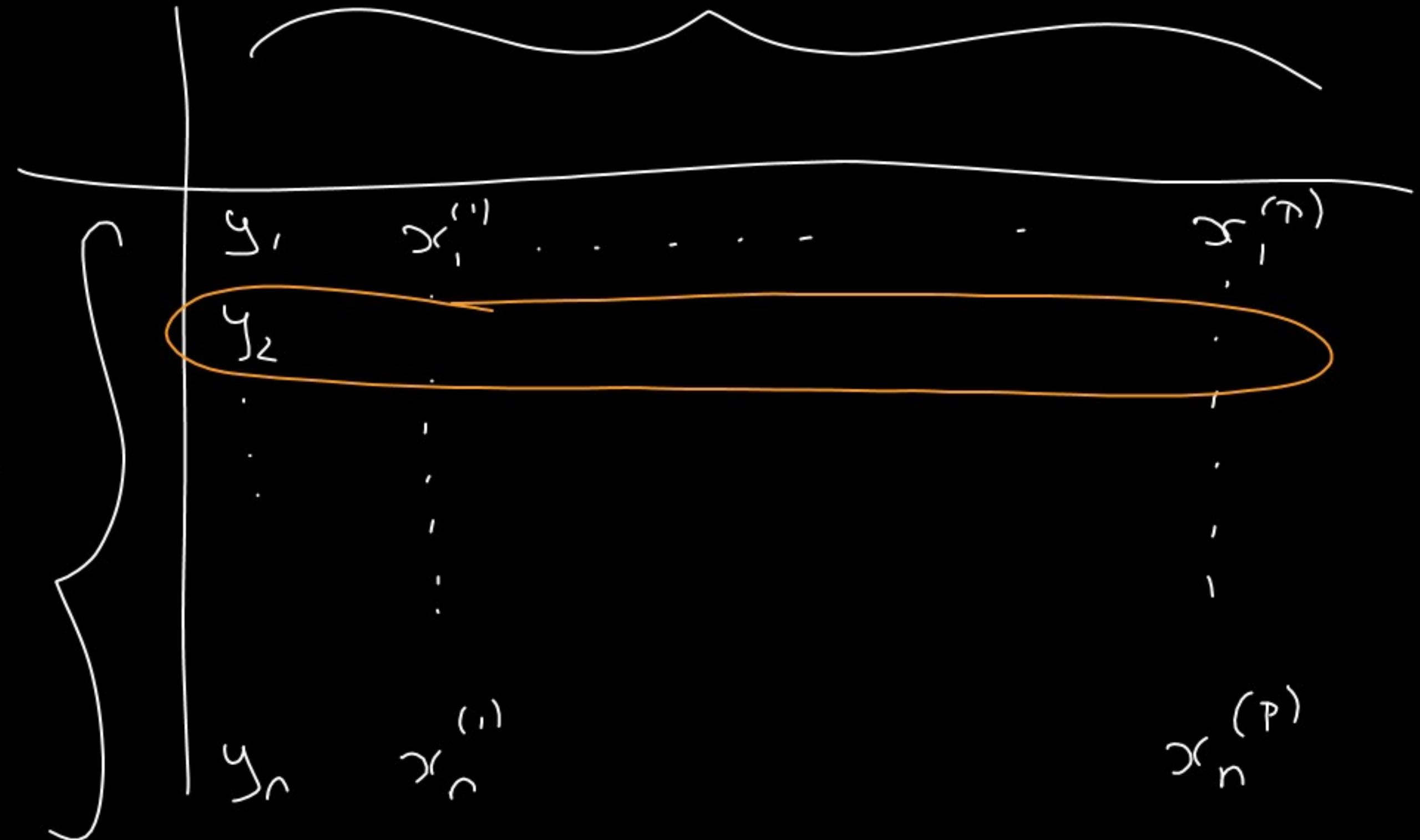
$$\text{on a } E[Y_i] = \beta_0 + \sum_{k=1}^p \beta_k x_i^{(k)}$$

les Y_i ne sont pas identiquement distribuées car déjà
pas toutes la même espérance !

donnée

Variabil

Individu



Rappel:

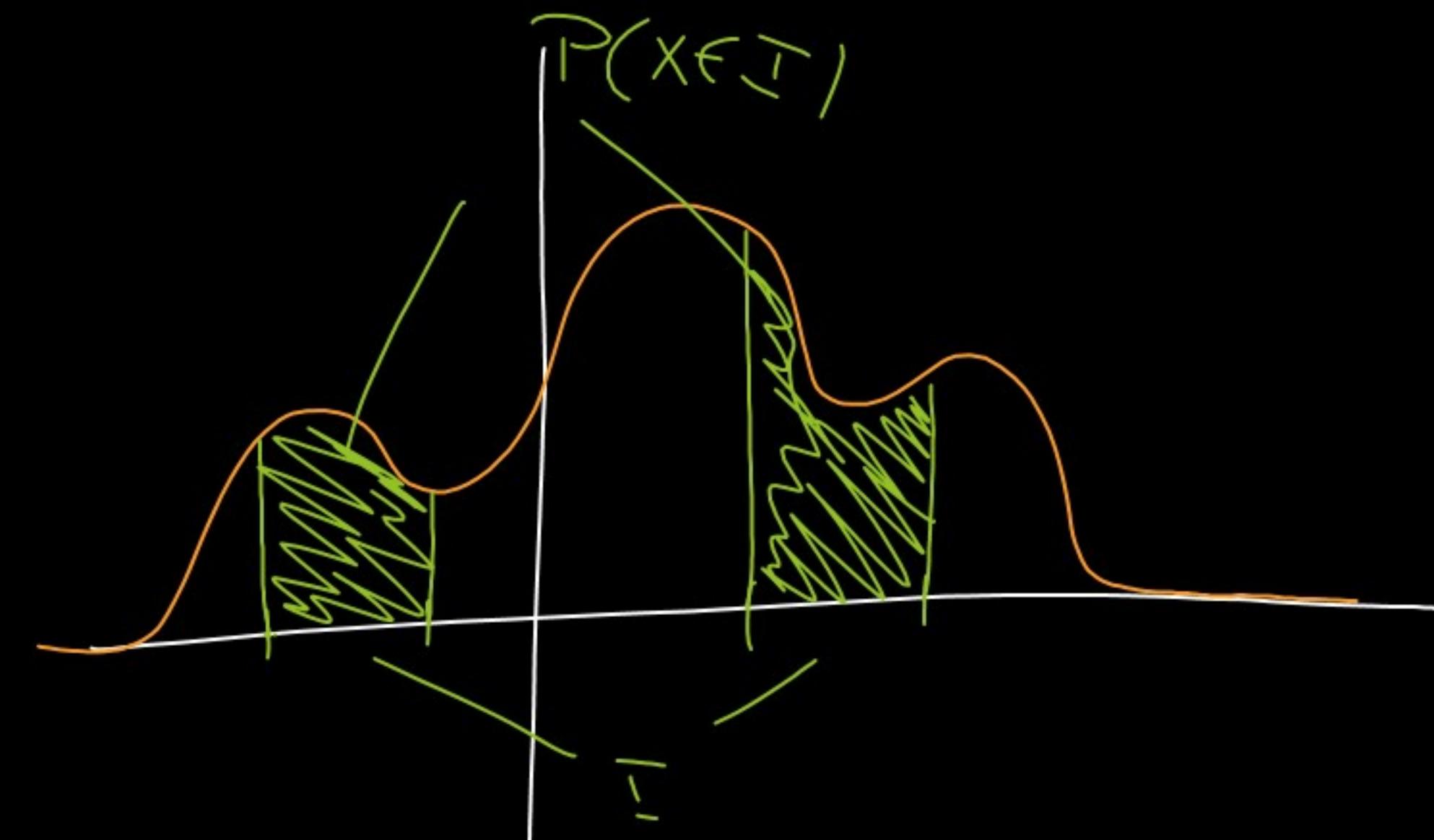
Fonction de densité f :

- $f(x) \geq 0 \quad \forall x \in \mathbb{R}$

- $\int_{\mathbb{R}} f(x) dx = 1$

\Rightarrow si X est une variable aléatoire admettant f pour f^d de densité

$$\forall I \subset \mathbb{R}, P(X \in I) = \int_I f(x) dx$$



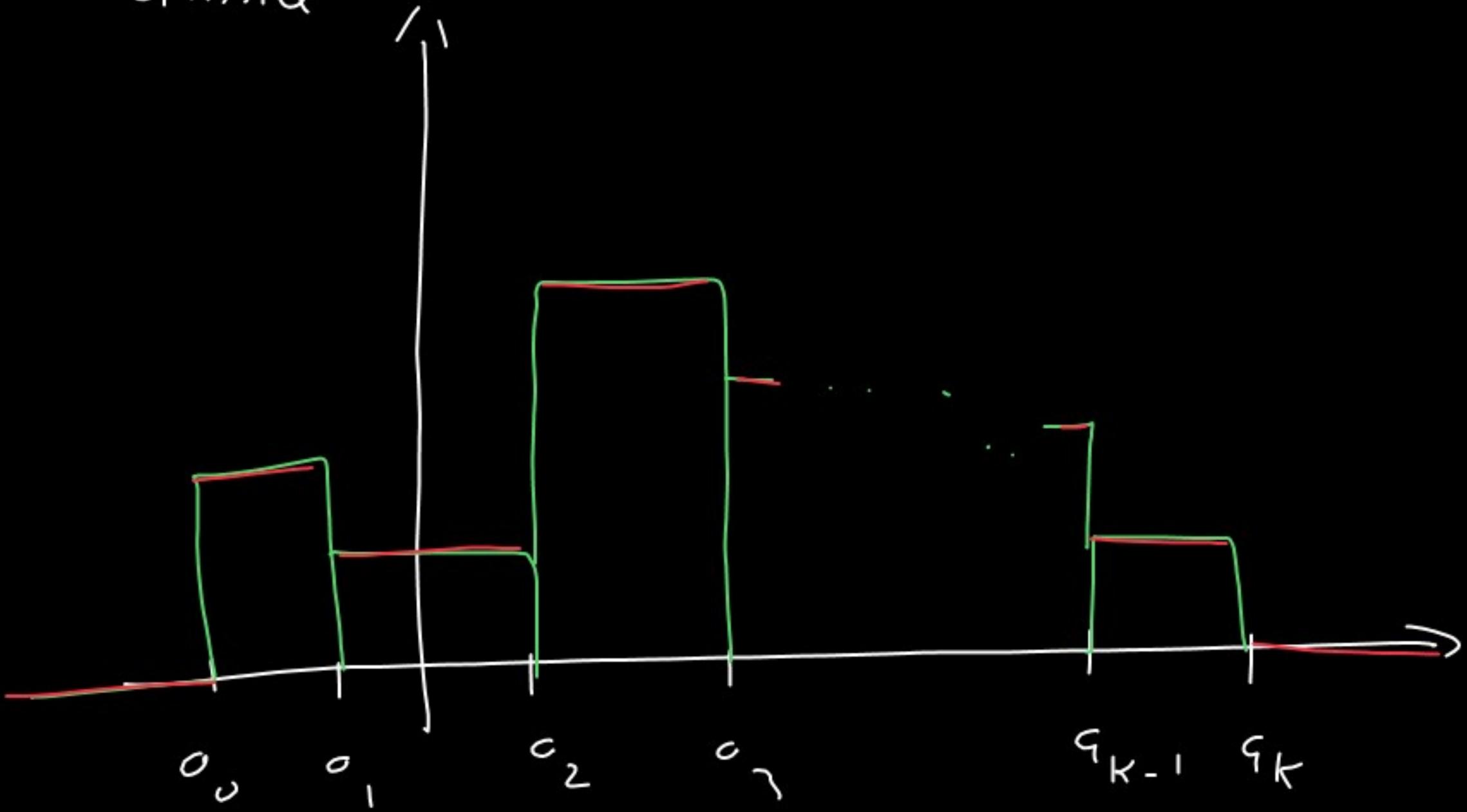
histogramme :

classes	effectif	densité
$[a_0; a_1[$	n_1	d_1
$[a_1; a_2[$	n_2	d_2
$[a_2; a_3[$	n_3	d_3
\vdots	\vdots	\vdots
$[a_{K-1}; a_K[$	n_K	d_K
		n

n_i : n^b d'observations qui sont dans $[a_{i-1}; a_i[$

$$d_i = \frac{n_i}{n(a_i - a_{i-1})}$$

densité



$$\int_{\mathbb{R}} \hat{f}(t) dt = \sum_{k=1}^K d_k (c_k - c_{k-1})$$

$$= \sum_{k=1}^K \frac{d_k}{n} = 1$$

$$\hat{f}(t) = \begin{cases} d_k & \text{pour } t \in [c_{k-1}, c_k[\\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \rightarrow f^{\text{cl-densité}}$$

Estimation de la densité par la méthode des noyaux

def: Noyau (Kernel)

Fonction réelle K telle que :

$$\forall x \in \mathbb{R}, K(x) \geq 0$$

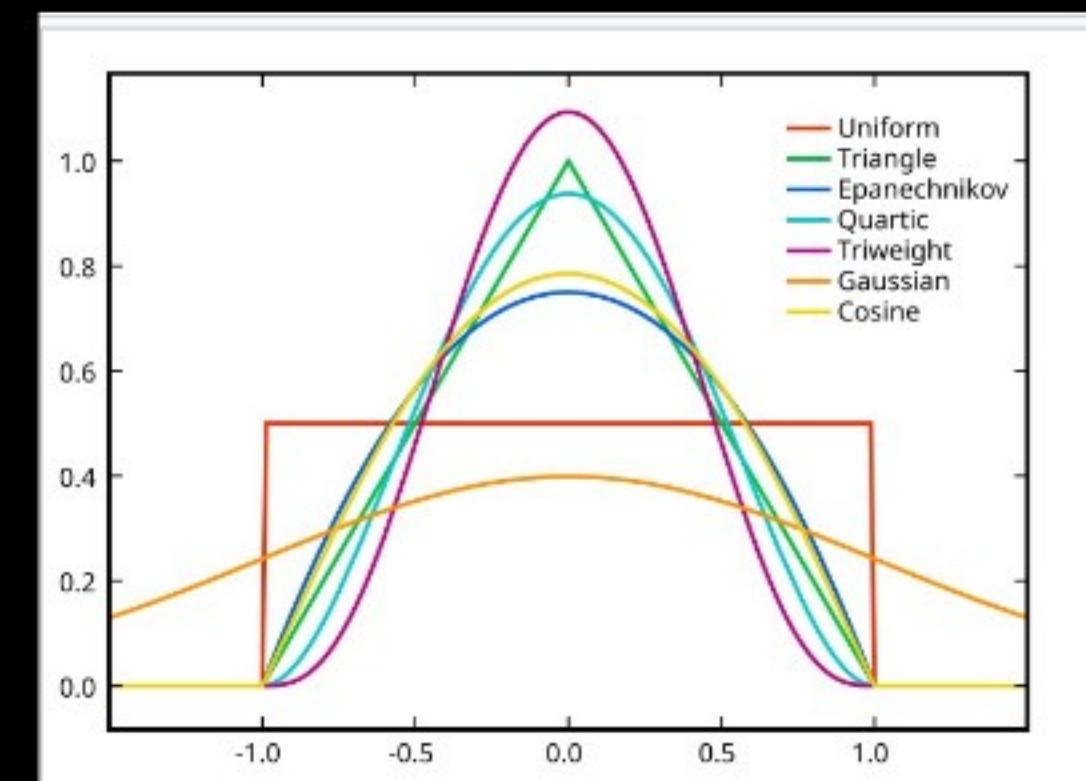
$$\forall x \in \mathbb{R}, K(-x) = K(x)$$

$$\int_{\mathbb{R}} K(x) dx = 1$$

$$-\frac{x^2}{2\sigma^2}$$

Exemples:

- $K(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}$
- $K(x) = \frac{1}{2} \mathbf{1}_{[-1, 1]}(x)$



Triangle [modifier | modifier le code]

La forme du noyau est une [fonction triangulaire](#) :

$$K(u) = (1 - |u|) \mathbf{1}_{(|u| \leq 1)}$$

La fonction estimée sera alors linéaire par morceaux.

Epanechnikov [modifier | modifier le code]

On parle aussi de noyau « parabolique ». Il porte le nom de V.A. Epanechnikov, 1969¹ :

$$K(u) = \frac{3}{4}(1 - u^2) \mathbf{1}_{(|u| \leq 1)}$$

Ce noyau permet d'avoir l'estimateur le plus efficace pour la densité.

Quartique [modifier | modifier le code]

$$K(u) = \frac{15}{16}(1 - u^2)^2 \mathbf{1}_{(|u| \leq 1)}$$

Cubique [modifier | modifier le code]

$$K(u) = \frac{35}{32}(1 - u^2)^3 \mathbf{1}_{(|u| \leq 1)}$$

Gaussien [modifier | modifier le code]

$$K(u) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}u^2}$$

Circulaire [modifier | modifier le code]

autres exemples de
noyaux

Estimateur par noyau

$$\hat{f}_n(t) = \frac{1}{nh} \sum_{k=1}^n K\left(\frac{x - x_k}{h}\right)$$

tuning parameter : bandwidth
(fenêtre)

↳ à calibrer

où les x_i sont les observations de la variable dont on cherche à estimer la densité

Rappel: loi du χ^2 (Chi-Dens)

Soit T_1, \dots, T_d des variables iid $\mathcal{P}(0; 1)$

On pose : $C = \sum_{k=1}^d T_k^2$,

$$C \sim \chi^2(d)$$

C suit une loi du χ^2 à d degrés de liberté

Test d'adéquation du χ^2 :

→ on crée une distance entre les effectifs observés et les effectifs théoriques , les effectifs théoriques étant calculé sous l'hypothèse H_0 qui précise totalement la loi inférée pour la variable.

On peut alors définir la statistique du χ^2 :

$$T = \sum_{j=1}^J \frac{(\boxed{N\hat{p}_j} - Np_j)^2}{Np_j} = \sum_{j=1}^J \frac{(n_j - \boxed{Np_j})^2}{Np_j} \text{ où } n_j = N\hat{p}_j = \sum_{i=1}^N 1_{y_i=v_j}$$

Résultat:

sous H_0 , $T \underset{\mathcal{L}}{\sim} \chi^2(J-1)$

La règle de décision est :

. si $T > \tau \Rightarrow$ on rejette H_0

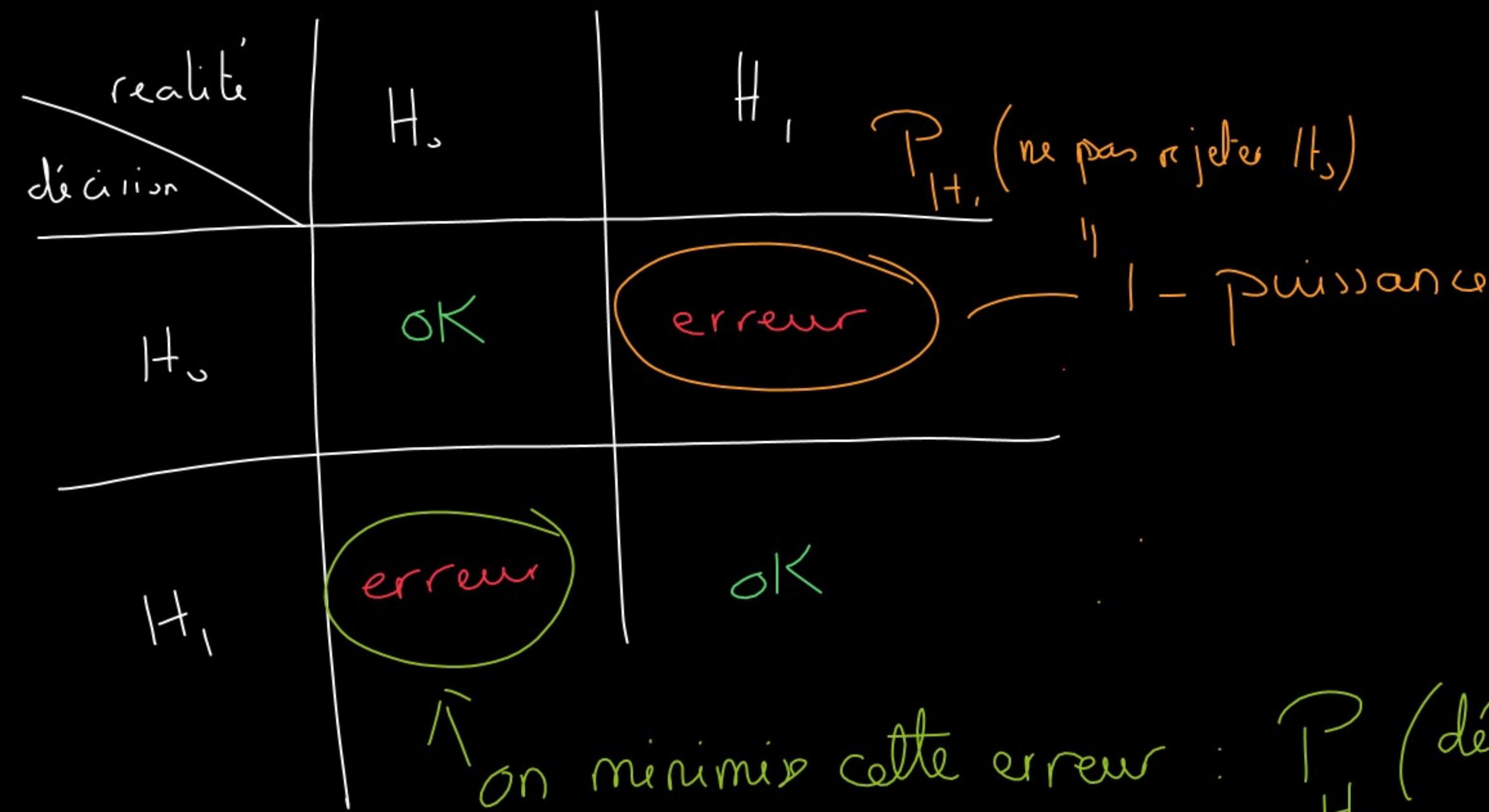
. si $T < \tau \Rightarrow$ on ne rejette pas H_0

avec $\tau = c_{1-\alpha; J-1}$: le quantile d'ordre $1-\alpha$ pour $\chi^2(J-1)$

$$\left(P(\chi^2(J-1) > c_{1-\alpha; J-1}) \leq \alpha \right)$$

α est ce que l'on appelle le niveau de test.

niveau d'un test

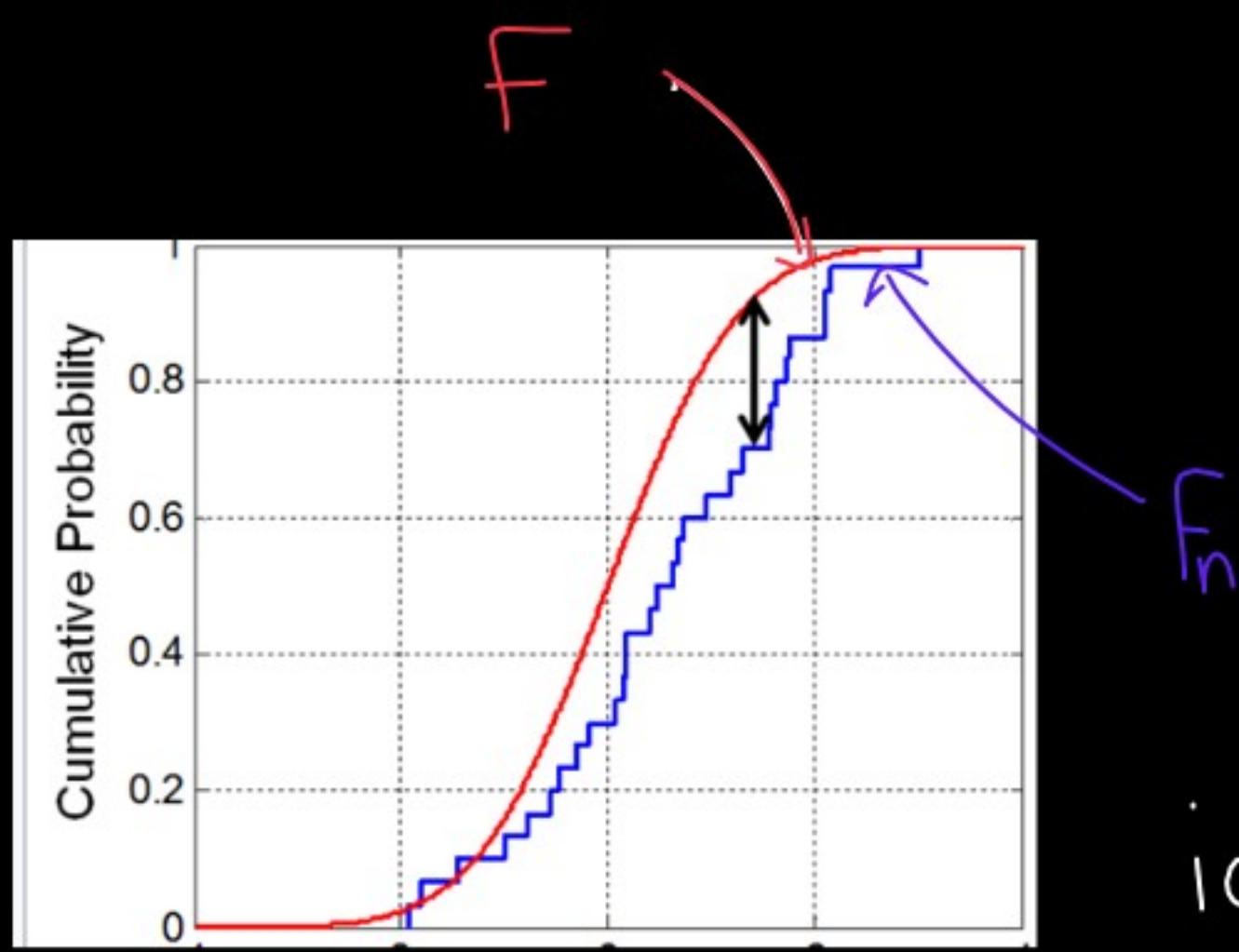


test de Kolmogorov

On dispose d'observations x_1, \dots, x_n

H_0 : les observations sont associées à une variable aléatoire de f^d de répartition F

H_1 : ce n'est pas le cas



On introduit la f^d de répartition empirique

$$F_n(t) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \mathbb{1}_{X_k \leq t}$$

idée: créer une distance entre F et F_n

la distance est :

$$K_n = \sup_{t \in \mathbb{R}} |F(\cdot) - F_n(t)|$$

Soit H_0 ,

$$\sqrt{n} K_n \rightsquigarrow K$$

↑
b: de Kolmogorov

Region de rejet:

$$\left\{ \sqrt{n} K_n > \alpha \right\} \text{ avec } \alpha \text{ tq}$$
$$P(K > \alpha) < \varphi$$

En pratique, on ne calcule pas γ mais la p-valeurs.

Pour le test de Kolmogorov, la p-valeurs est donnée par :

$$P\text{-value} = P(K > \sqrt{n} K_{n, \text{obs}})$$



la valeur calculée de K_n
sur le jeu de données

Règle de décision :

- si $p\text{-value} < \alpha \Rightarrow$ on décide H_1 ,
- si $p\text{-value} > \alpha \Rightarrow$ on ne rejette pas H_0