

# Statistique Inférentielle - Résumé Complet

## I. ÉCHANTILLONNAGE ET MODÉLISATION

**Échantillon aléatoire** :  $(X_1, \dots, X_n)$  v.a. i.i.d. de même loi que  $X$

**Modèle statistique** : famille de lois  $(P_\theta)_{\theta \in \Theta}$

**Modèle paramétrique** :  $\Theta \subset \mathbb{R}^d$ , identifiable si  $\theta \mapsto P_\theta$  injective.

**n-échantillon** :  $X = (X_1, \dots, X_n)$  i.i.d. de loi  $p_\theta$ . Modèle :  $(\Omega = \Psi^n, \mathcal{A} = \mathcal{B}^{\otimes n}, P_\theta = (p_\theta)^{\otimes n})$ .

**Démarche statistique** :

1. **Modélisation** :  $X \sim P_\theta$  avec  $\theta$  inconnu
2. **Inférence** : estimer  $\theta$  à partir des observations

## II. MODES DE CONVERGENCE

**Convergence en probabilité** :  $X_n \xrightarrow{P} X$

$$\forall \varepsilon > 0, \quad P(|X_n - X| \geq \varepsilon) \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 0$$

**Convergence presque sûre** :  $X_n \xrightarrow{p.s.} X$

$$P\left(\left\{\omega : \lim_{n \rightarrow \infty} X_n(\omega) = X(\omega)\right\}\right) = 1$$

**Convergence en loi** :  $X_n \xrightarrow{\mathcal{L}} X$

$$\forall \varphi \text{ continue bornée}, \quad E[\varphi(X_n)] \rightarrow E[\varphi(X)]$$

**Convergence  $L^2$**  :  $X_n \xrightarrow{\|\cdot\|_2} X$

$$E[|X_n - X|^2] \rightarrow 0$$

### 0.1 Hiérarchie des convergences

$$p.s. \Rightarrow \text{proba} \Rightarrow \text{loi}$$

$$L^2 \Rightarrow \text{proba}$$

Réciproque fausse sauf si limite = constante

### 0.2 Critères pour convergence en loi

- **Paul Lévy** :  $\Phi_{X_n}(t) \rightarrow \Phi_X(t) \quad \forall t$
- **Fonctions répartition** :  $F_{X_n}(x) \rightarrow F_X(x)$  aux points de continuité

## III. INÉGALITÉS ET THÉORÈMES ASYMPTOTIQUES

### 0.3 Inégalité de Markov

$$P(|X| \geq c) \leq \frac{E[|X|^p]}{c^p}$$

### 0.4 Inégalité de Bienaymé-Tchebychev

$$P(|X - E[X]| \geq c) \leq \frac{\text{Var}(X)}{c^2}$$

### 0.5 Inégalité de Hoeffding

$X_1, \dots, X_n$  indép.,  $a_i \leq X_i \leq b_i$ ,  $S_n = \sum X_i$

$$P(|S_n - E[S_n]| \geq c) \leq 2 \exp\left(-\frac{2c^2}{\sum_{i=1}^n (b_i - a_i)^2}\right)$$

**Hoeffding** : décroissance exponentielle vs polynomiale (Markov)

**Application Borel-Cantelli** : Si  $\sum P(|X_n - X| \geq \varepsilon) < \infty$  alors  $X_n \xrightarrow{p.s.} X$

### 0.6 Loi des Grands Nombres

$X_1, \dots, X_n$  i.i.d.,  $E[X_1] = m < \infty$

$$\frac{S_n}{n} \xrightarrow{p.s.} m$$

### 0.7 Théorème Central Limite

$X_1, \dots, X_n$  i.i.d.,  $\text{Var}(X_1) = \sigma^2 < \infty$

$$\sqrt{n} \left( \frac{S_n}{n} - m \right) \xrightarrow{\mathcal{L}} \mathcal{N}(0, \sigma^2)$$

**TCL** : base des intervalles de confiance asymptotiques

## IV. OPÉRATIONS SUR LES LIMITES

### 0.8 Théorème de continuité

Si  $X_n \rightarrow X$  et  $P(X \in D_g) = 0$  ( $D_g$  = points de discontinuité)

$g(X_n)$  hérite du mode de convergence

## 0.9 Théorème de Slutsky

$X_n \xrightarrow{\mathcal{L}} X, Y_n \xrightarrow{P} a$  (constante)

$$X_n + Y_n \xrightarrow{\mathcal{L}} X + a$$

$$X_n Y_n \xrightarrow{\mathcal{L}} aX$$

## 0.10 Delta méthode

$v_n(X_n - a) \xrightarrow{\mathcal{L}} X, g$  dérivable en  $a$

$$v_n(g(X_n) - g(a)) \xrightarrow{\mathcal{L}} g'(a)X$$

Utilité : propager incertitude par transformations

## V. VECTEURS GAUSSIENS

### 0.11 Définition

$X = (X_1, \dots, X_d)'$  gaussien si  $\forall u \in \mathbb{R}^d, u'X \sim \mathcal{N}$

### 0.12 Propriétés fondamentales

- Caractérisé par  $\mu = E[X]$  et  $\Sigma = \text{Var}(X)$
- Notation :  $X \sim \mathcal{N}_d(\mu, \Sigma)$
- Fonction caractéristique :

$$\Phi(t) = \exp(it'\mu - \frac{1}{2}t'\Sigma t)$$

### 0.13 Propriétés importantes

- Indépendance : composantes indép.  $\Leftrightarrow \Sigma$  diagonale
- Transformation linéaire :  $A + BX \sim \mathcal{N}_q(A + B\mu, B\Sigma B')$
- Densité (si  $\det \Sigma \neq 0$ ) :

$$f_X(x) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^d \det \Sigma}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x - \mu)'\Sigma^{-1}(x - \mu)\right)$$

### 0.14 Loi du $\chi^2$

$X_1, \dots, X_k$  i.i.d.  $\mathcal{N}(\mu_i, 1)$

$$\|X\|^2 \sim \chi^2(k, \|\mu\|^2)$$

Si  $\mu = 0$  :  $\|X\|^2 \sim \chi^2(k)$

### 0.15 Théorème de Cochran

$X \sim \mathcal{N}_d(\mu, I_d), E_1, \dots, E_p$  sous-espaces orthogonaux

- $\Pi_{E_i}(X)$  gaussiens indépendants
- $\|\Pi_{E_i}(X)\|^2 \sim \chi^2(r_i, \|\Pi_{E_i}\mu\|^2)$

Application : construction de statistiques en cadre gaussien

## VI. ESTIMATION

**Estimateur**: Statistique  $T = h(X)$  pour estimer  $g(\theta)$ .

**Biais**:  $b_\theta(\hat{g}) = \|g(\theta) - \mathbb{E}_\theta \hat{g}\|$ . Sans biais si  $\mathbb{E}_\theta \hat{g} = g(\theta)$ .

**Risque quadratique**:  $R_\theta(\hat{g}) = \mathbb{E}_\theta[\|\hat{g} - g(\theta)\|^2]$ .

**Décomposition biais-variance**:

$$R_\theta(\hat{g}) = \text{Var}(\hat{g}) + b_\theta(\hat{g})^2$$

**Convergence**:

- Asympt. sans biais:  $\mathbb{E}_\theta \hat{g}_n \rightarrow g(\theta)$
- Convergence en moyenne quad.:  $R_\theta(\hat{g}_n) \rightarrow 0$
- Consistant:  $\hat{g}_n \xrightarrow{P_\theta} g(\theta)$
- Fortement consistant:  $\hat{g}_n \xrightarrow{p.s.} g(\theta)$

**Vitesse**:  $v_n(\hat{g}_n - g(\theta)) \xrightarrow{\mathcal{L}} \ell(\theta)$  non dégénérée. Si  $\ell = \mathcal{N}$  et  $v_n = \sqrt{n}$ : asympt. normal.

### 0.16 Méthode des Moments

Estimer  $\phi(\theta) = \mathbb{E}_\theta[h(X_1)]$  par  $\hat{\phi} = \frac{1}{n} \sum h(X_i)$ . Inverser si possible.

### 0.17 Maximum de Vraisemblance

**Fonction de vraisemblance**:  $L_n(\theta) = \prod_{i=1}^n s_\theta(X_i), \ell_n(\theta) = \ln L_n(\theta)$ .

**EMV**:  $\hat{\theta} \in \arg \max_{\theta \in \Theta} L_n(\theta)$ .

**Score**:  $\ell'_n(X, \theta) = \frac{\partial}{\partial \theta} \ln L_n(X, \theta)$ .

**Information de Fisher**:

$$I_n(\theta) = \mathbb{E}_\theta[(\ell'_n(X, \theta))^2] = -\mathbb{E}_\theta[\ell''_n(X, \theta)]$$

**Efficacité asymptotique**: Sous régularité, si  $\sqrt{n}(\hat{\theta} - \theta) \xrightarrow{\mathcal{L}} \mathcal{N}(0, \sigma^2(\theta))$ , borne inf:  $\sigma^2(\theta) \geq 1/I_1(\theta)$ . EMV asympt. efficace si égalité.

## VII. ESTIMATION GAUSSIENNE

Modèle:  $X_1, \dots, X_n \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ .

**Estimateurs**:

$$\bar{X}_n = \frac{1}{n} \sum X_i, \quad S_n^2 = \frac{1}{n-1} \sum (X_i - \bar{X}_n)^2$$

**Fisher-Cochran**:

1.  $\bar{X}_n \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2/n)$
2.  $S_n^2 \sim \frac{\sigma^2}{n-1} \chi^2(n-1)$
3.  $\bar{X}_n$  et  $S_n^2$  indépendantes
4.  $\sqrt{n} \frac{\bar{X}_n - \mu}{S_n} \sim \tau(n-1)$

## VIII. INTERVALLES DE CONFIANCE

**IC de niveau  $1 - \alpha$** :  $\hat{C}$  tel que  $P_\theta(\theta \in \hat{C}) \geq 1 - \alpha \forall \theta$ .

## 0.18 Cas Gaussien

**IC pour  $\mu$**  ( $\sigma$  inconnu):

$$\left[ \bar{X}_n \pm \frac{S_n t_{n-1, 1-\alpha/2}}{\sqrt{n}} \right]$$

où  $t_{n-1, 1-\alpha/2}$ : quantile Student.

**IC pour  $\sigma^2$** :

$$\left[ \frac{(n-1)S_n^2}{\chi_{n-1, 1-\alpha/2}^2}, \frac{(n-1)S_n^2}{\chi_{n-1, \alpha/2}^2} \right]$$

**IC asymptotique** pour  $\mu$  (var. finie):

$$\left[ \bar{X}_n \pm z_{1-\alpha/2} \sqrt{\frac{\hat{\sigma}_n^2}{n}} \right]$$

**Réalisation**: L'IC est aléatoire, sa réalisation est fixe.

## IX. TESTS D'HYPOTHÈSES

**Test**:  $\Phi : X \mapsto \{0, 1\}$ ,  $\Phi = 1 =$  rejet  $H_0$ .

**Hypothèses**:  $H_0 : \theta \in \Theta_0$  vs  $H_1 : \theta \in \Theta_1$ .

**Erreurs**:

- 1ère espèce:  $e_{pr} = \sup_{\theta \in \Theta_0} P_{\theta}(\text{rejeter } H_0)$
- 2ème espèce:  $e_{sc} = \sup_{\theta \in \Theta_1} P_{\theta}(\text{accepter } H_0)$

**Niveau**: Test de niveau  $\alpha$  si  $e_{pr} \leq \alpha$ .

**Puissance**:  $\pi(\theta) = P_{\theta}(\text{rejeter } H_0)$ .

**Uniformément plus puissant**:  $\pi(\theta) \geq \pi'(\theta) \forall \theta \in \Theta_1$ .

## 0.19 Tests Gaussiens

**Test de Student** ( $\mu$ ):

$$T_n = \sqrt{n} \frac{\bar{X}_n - \mu_0}{S_n} \sim \tau(n-1) \text{ sous } H_0$$

Rejet si  $|T_n| > t_{n-1, 1-\alpha/2}$  (bilatère) ou  $T_n > t_{n-1, 1-\alpha}$  (unilatère).

**Test variance**:

$$\frac{(n-1)S_n^2}{\sigma_0^2} \sim \chi^2(n-1) \text{ sous } H_0$$

**Test 2 échantillons**:

- Comparaison variances:  $F = S_X^2/S_Y^2 \sim \mathcal{F}(n_x-1, n_y-1)$  sous  $H_0$
- Comparaison moyennes ( $\sigma_x = \sigma_y$ ):

$$T = \frac{\bar{X} - \bar{Y}}{S_p \sqrt{1/n_x + 1/n_y}} \sim \tau(n_x + n_y - 2)$$

**Test proportion**:

$$U_n = \sqrt{n} \frac{\hat{p} - p_0}{\sqrt{p_0(1-p_0)}} \xrightarrow{\mathcal{L}} \mathcal{N}(0, 1)$$

**Test de Wald**: Si  $\sqrt{n}(\hat{\theta} - \theta)/S \xrightarrow{\mathcal{L}} \mathcal{N}(0, 1)$ , rejet si  $|W| > z_{1-\alpha/2}$ .

## 0.20 p-value

**p-value**: Plus petit  $\alpha$  pour lequel on rejette  $H_0$ .

**Interprétation**:

- p-value  $< \alpha$ : rejet  $H_0$
- p-value grande: pas de preuve contre  $H_0$
- Résultat significatif si p-value très faible

## X. RÉGRESSION LINÉAIRE

### 0.21 Modèle Linéaire

**Modèle de régression simple**:

$$Y_i = ax_i + b + \varepsilon_i, \quad i = 1, \dots, n$$

avec  $\varepsilon_i$  i.i.d.,  $\mathbb{E}\varepsilon_i = 0$ ,  $\text{Var}\varepsilon_i = \sigma^2$ .

**Modèle de régression multiple**:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\theta} + \boldsymbol{\varepsilon}$$

où  $\mathbf{X}_{n \times p}$  matrice du design,  $\boldsymbol{\theta} \in \mathbb{R}^p$ .

**Hypothèses du Modèle**:

- A1:  $\mathbb{E}\boldsymbol{\varepsilon} = 0$  (erreurs centrées)
- A2:  $\text{Var}\varepsilon_i = \sigma^2$  (homoscédasticité)
- A3:  $\varepsilon_i$  indépendantes
- A4:  $\varepsilon_i \sim \mathcal{N}(0, \sigma^2)$  (normalité)

**Modèle régulier**:  $\mathbf{X}$  injective ( $\text{rg}(\mathbf{X}) = p$ ).

**Modèle singulier**:  $\mathbf{X}$  non injective.

### 0.22 Estimation par Moindres Carrés

**Estimateur MC**: Minimise  $\|\mathbf{Y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\theta}\|^2$

**Équations normales**:

$$\mathbf{X}'\mathbf{X}\boldsymbol{\theta} = \mathbf{X}'\mathbf{Y}$$

**Cas régulier**:

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_{MC} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y}$$

**Propriétés**:

- Sans biais:  $\mathbb{E}\hat{\boldsymbol{\theta}} = \boldsymbol{\theta}$
- Variance:  $\text{Var}\hat{\boldsymbol{\theta}} = \sigma^2(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}$
- Optimal (Gauss-Markov): Variance minimale parmi estimateurs linéaires sans biais

### 0.23 Valeurs Prédites et Résidus

**Valeurs prédites**:  $\hat{\mathbf{Y}} = \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\theta}} = P_{\text{Im}(\mathbf{X})}\mathbf{Y}$

**Résidus**:  $\hat{\boldsymbol{\varepsilon}} = \mathbf{Y} - \hat{\mathbf{Y}} = P_{\text{Im}(\mathbf{X})^\perp}\mathbf{Y}$

**Somme des carrés résiduels**:

$$SC_{res} = \|\hat{\boldsymbol{\varepsilon}}\|^2 = \|\mathbf{Y} - \hat{\mathbf{Y}}\|^2$$

**Estimateur de  $\sigma^2$** :

$$S^2 = \frac{SC_{res}}{n-p} \quad (\text{sans biais})$$

## 0.24 Estimateur du Maximum de Vraisemblance

Sous A1-A4 (normalité):

- $\hat{\theta}_{MV} = \hat{\theta}_{MC}$
- $\hat{\sigma}_{MV}^2 = \frac{SC_{res}}{n}$  (biaisé)

## 0.25 Théorème de Fisher-Cochran (Régression)

Sous A1-A4:

1.  $\hat{\mathbf{Y}} \sim \mathcal{N}_n(\mathbf{X}\theta, \sigma^2 P_{\text{Im}(\mathbf{X})})$
2.  $\frac{SC_{res}}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-p)$
3.  $\hat{\mathbf{Y}}$  et  $S^2$  indépendants
4. Si modèle régulier:  $\hat{\theta} \sim \mathcal{N}_p(\theta, \sigma^2(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1})$

## 0.26 Régression Simple

Estimateurs:

$$\hat{a} = \frac{\text{Cov}(x, Y)}{\text{Var}(x)}, \quad \hat{b} = \bar{Y} - \hat{a}\bar{x}$$

Matrice de covariance:

$$(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} = \frac{1}{n\text{Var}(x)} \begin{bmatrix} \bar{x}^2 + \text{Var}(x) & -\bar{x} \\ -\bar{x} & 1 \end{bmatrix}$$

## 0.27 Intervalles de Confiance

Pour  $\theta_j$ :

$$\hat{\theta}_j \pm S\sqrt{w_{jj}} t_{n-p, 1-\alpha/2}$$

où  $w_{jj} = [(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}]_{jj}$

Pour  $\mathbb{E}(Y_x)$  (nouvelle observation):

$$\hat{Y}_x \pm S\sqrt{\mathbf{x}'(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{x}} t_{n-p, 1-\alpha/2}$$

Intervalle de prédiction:

$$\hat{Y}_x \pm S\sqrt{1 + \mathbf{x}'(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{x}} t_{n-p, 1-\alpha/2}$$

## 0.28 Tests d'Hypothèses

Test de Student pour  $\theta_j$ :

$$T_j = \frac{\hat{\theta}_j}{S\sqrt{w_{jj}}} \sim \tau(n-p) \text{ sous } H_0 : \theta_j = 0$$

Règle de décision: Rejet si  $|T_j| > t_{n-p, 1-\alpha/2}$

F-test pour modèles emboîtés: Sous-modèle:

$\text{Im}(\mathbf{X}_\omega) \subset \text{Im}(\mathbf{X}_\Omega)$ ,  $rg(\mathbf{X}_\omega) = q < p$

$$F_{\omega|\Omega} = \frac{(SC_\omega - SC_\Omega)/(p-q)}{SC_\Omega/(n-p)} \sim \mathcal{F}(p-q, n-p) \text{ sous } H_0$$

Règle de décision: Rejet si  $F_{\omega|\Omega} > f_{p-q, n-p, 1-\alpha}$

## 0.29 Régions de Confiance

Ellipsoïde de confiance:

$$\{\mathbf{u} \in \mathbb{R}^p : (\hat{\theta} - \mathbf{u})' \mathbf{X}'\mathbf{X}(\hat{\theta} - \mathbf{u}) \leq pS^2 f_{p, n-p, 1-\alpha}\}$$

Méthode de Bonferroni:

$$\hat{I}_0 \times \cdots \times \hat{I}_{p-1} \text{ avec } 1 - \alpha/p \text{ par paramètre}$$

## 0.30 Robustesse

Sans hypothèse A4 (normalité): Propriétés conservées:

- $\hat{\theta}_{MC}$  sans biais
- $\text{Var}\hat{\theta}_{MC} = \sigma^2(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}$
- Optimalité Gauss-Markov

Propriétés perdues:

- Lois exactes ( $\chi^2$ , Student, Fisher)
- Tests exacts de niveau  $\alpha$

Comportement asymptotique: Sous A1-A3, si  $\frac{1}{n}\mathbf{X}'\mathbf{X} \rightarrow Q$  définie positive:

$$\sqrt{n}(\hat{\theta}_n - \theta) \xrightarrow{\mathcal{L}} \mathcal{N}_p(0, \sigma^2 Q^{-1})$$

Tests asymptotiques: F-test valide pour grands échantillons

## 0.31 ANOVA à un facteur

Modèle:  $Y_{ij} = \mu_i + \varepsilon_{ij}$ ,  $i = 1, \dots, m$ ,  $j = 1, \dots, n_i$

Écriture matricielle:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\mu + \varepsilon$$

avec  $\mathbf{X}$  matrice indicatrices des groupes

# XI. TECHNIQUES D'EXAMEN

## 0.32 Stratégies de résolution

1. **Convergence p.s.** : Hoeffding + Borel-Cantelli
2. **TCL** : vérifier conditions (variance finie) puis appliquer
3. **Slutsky** : séparer termes déterministes/aléatoires
4. **Delta méthode** : pour transformations non-linéaires
5. **Cochran** : projections orthogonales sur gaussiens

## 0.33 Pièges courants

- Ne pas confondre convergence en loi et autres modes
- Vérifier hypothèses (indépendance, moments finis, bornitude)
- Attention aux constantes vs variables aléatoires
- TCL : normalisation par  $\sqrt{n}$ , pas  $n$
- Confondre  $\alpha$  et p-value
- Oublier conditions (normalité, variance égale)
- Interpréter "accepter  $H_0$ " comme preuve
- Négliger la puissance du test
- Confondre IC moyenne et IC prédiction
- Sur-interpréter p-values
- Négliger diagnostics de validation

### 0.34 Applications classiques

- **Pile ou face** :  $X_i \sim \text{Bernoulli}(\theta)$ , estimer  $\theta$
- **IC asymptotiques** : TCL + quantiles gaussiens
- **Tests** : TCL pour statistiques de test
- **Régression** : Cochran pour décomposer variance

### 0.35 Validation du modèle (Régression)

- Vérifier linéarité (plot résidus vs prédits)
- Vérifier homoscedasticité (plot résidus vs prédits)
- Vérifier normalité (QQ-plot des résidus)
- Vérifier indépendance (plot résidus vs ordre)

### 0.36 Stratégie de modélisation

- Commencer par modèle simple
- Ajouter variables significatives (F-test)
- Éviter sur-apprentissage ( $p$  petit vs  $n$ )
- Valider sur données indépendantes