

## Chap 3 / Plan à deux facteurs à plusieurs niveaux

### I / Introduction

Ce chapitre traite les plans d'expérience à deux facteurs A et B à plusieurs niveaux chacun.

A facteur à  $r$  niveaux  $a_1, \dots, a_r$

B facteur à  $s$  niveaux  $b_1, \dots, b_s$

La matrice d'expérience est donnée par

		Facteur B		
		$b_1$	$b_2$	$b_s$
Facteur A	$a_1$	$y_{11}$	$y_{12}$	$y_{1s}$
	$a_2$			
	$\vdots$			
	$\vdots$			
	$a_r$	$y_{r1}$	$y_{r2}$	$y_{rs}$

$y_{ij}$  pour  $i=1, r$  et  $j=1, s$   
et la réponse pour la combinaison  $(a_i, b_j)$

Modèle mathématique :  $y_{ij} = \mu + \alpha_i + \beta_j + \delta_{ij} + \epsilon_{ij}$   $i=1, r$   $j=1, s$

$\mu$  : moyenne globale

$\alpha_i$  : effet du facteur A

$\beta_j$  : effet du facteur B

$\epsilon_{ij}$  : erreur aléatoire supposée de moyenne nulle et variance  $\sigma^2 < \infty$

$\delta_{ij}$  : effet d'interaction entre A et B.

Rq : pour chaque  $(i, j)$  on a une observation  $y_{ij}$ , il est donc pas possible d'estimer  $\delta_{ij}$ . Il faut alors faire plusieurs essais pour chaque cham combinaison  $(i, j)$ .

Pour commencer, nous allons étudier le cas de non répétition d'essais, ce qui revient à ne pas tenir compte d'effet d'interaction.

## II / Plan sans répétition d'essais (Modèle sans interaction)

Soient A et B deux facteurs (indépendants)

Le modèle mathématique est donné par

$$y_{ij} = \mu + \alpha_i + \beta_j + \epsilon_{ij} \quad i = \overline{1, r} \quad \text{et} \quad j = \overline{1, s}$$

### II.1 / Estimation des paramètres

de la même manière que dans le cas d'un facteur les paramètres  $\mu, \alpha_i, \beta_j$  sont estimés par la méthode M.C

$$\Delta \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^s \epsilon_{ij}^2 = \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^s (y_{ij} - \mu - \alpha_i - \beta_j)^2$$

$$\frac{\partial \Delta}{\partial \mu} = 0 \quad \left( \Rightarrow \frac{1}{r \cdot s} \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^s y_{ij} = \hat{\mu} = \bar{y} \right) \quad \left. \begin{array}{l} \text{sous les contraintes naturelles} \\ \sum_{i=1}^r \alpha_i = \sum_{j=1}^s \beta_j = 0 \end{array} \right\}$$

$$\frac{\partial \Delta}{\partial \alpha_i} = 0 \quad \left( \Rightarrow \sum_{j=1}^s y_{ij} - r \mu - r \beta_j = 0 \right)$$

$$\Rightarrow \hat{\alpha}_i = \frac{1}{s} \sum_{j=1}^s y_{ij} - \bar{y} = \frac{1}{s} (\bar{y}_{i \cdot} - \bar{y})$$

$$\frac{\partial \Delta}{\partial \beta_j} = 0 \quad \left( \Rightarrow \sum_{i=1}^r y_{ij} - r \mu - r \alpha_i = 0 \right)$$

$$\left( \Rightarrow \hat{\beta}_j = \frac{1}{r} \sum_{i=1}^r y_{ij} - \bar{y} = \frac{1}{r} (\bar{y}_{\cdot j} - \bar{y}) \right)$$

Sous l'hypothèse  $\epsilon_{ij} \sim N(0, \sigma)$ , on estime  $\sigma^2$  par la méthode du maximum de vraisemblance

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{r \cdot s} \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^s (y_{ij} - \bar{y}_{i \cdot} - \bar{y}_{\cdot j} + \bar{y})^2$$

## II-2) Validation du modèle

On utilise le test d'ANOVA, pour tester les effets des facteurs.

Tests :  $H_0^{(1)} : \alpha_i = 0 \quad i=1, r$  vs  $H_1^{(1)} : \exists i \alpha_i \neq 0$   
 $H_0^{(2)} : \beta_j = 0 \quad j=1, s$  vs  $H_1^{(2)} : \exists j \beta_j \neq 0$

## II-3) Equation de l'analyse de la variance.

Variance totale  $S_T^2 = \frac{1}{s \cdot r} \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^s (y_{ij} - \bar{y})^2$

Variance due au facteur A :  $S_A^2 = \frac{1}{s \cdot r} \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^s (\bar{y}_{i.} - \bar{y})^2 = \frac{1}{r} \sum_{i=1}^r (\bar{y}_{i.} - \bar{y})^2$   
 B :  $S_B^2 = \frac{1}{s \cdot r} \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^s (\bar{y}_{.j} - \bar{y})^2 = \frac{1}{s} \sum_{j=1}^s (\bar{y}_{.j} - \bar{y})^2$

Variance résiduelle  $S_R^2 = \frac{1}{s \cdot r} \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^s (y_{ij} - \bar{y}_{i.} - \bar{y}_{.j} + \bar{y})^2$

### Proposition

On a  $S_T^2 = S_A^2 + S_B^2 + S_R^2$

Preuve : voir le cas d'un facteur.

## II-4) lois de $S_T^2$ , $S_A^2$ , $S_B^2$ et $S_R^2$

$\frac{s \cdot r}{\sigma^2} S_T^2 \sim \chi_{s \cdot r - 1}^2 \quad E(S_T^2) = \left(\frac{s \cdot r}{\sigma^2}\right)^{-1} (s \cdot r - 1)$

$\frac{r \cdot s}{\sigma^2} S_A^2 \sim \chi_{r-1}^2 \quad E(S_A^2) = \left(\frac{r \cdot s}{\sigma^2}\right)^{-1} (r - 1)$

$\frac{r \cdot s}{\sigma^2} S_B^2 \sim \chi_{s-1}^2 \quad E(S_B^2) = \left(\frac{s \cdot r}{\sigma^2}\right)^{-1} (s - 1)$

$\frac{s \cdot r}{\sigma^2} S_R^2 \sim \chi_{(s-1)(r-1)}^2 \quad E(S_R^2) = \left(\frac{s \cdot r}{\sigma^2}\right)^{-1} (r-1)(s-1)$

$\frac{S_A^2 / (r-1)}{S_R^2 / ((s-1)(r-1))} \sim F(r-1, (s-1)(s-1)) \quad \frac{S_B^2 / (s-1)}{S_R^2 / ((s-1)(r-1))} \sim F(s-1, (r-1)(s-1))$

# Tableau d'ANOVA

Source de variation	d°L	CM	F <sub>obs</sub>	F <sub>T</sub>
Due facteur A	r-1	$\frac{S_A^2}{r-1}$	$\frac{S_A^2/(r-1)}{S_R^2/(r-1)(s-1)}$	$k_\alpha \text{ sur } F_\alpha(r-1, (r-1)(s-1))$
Due facteur B	s-1	$\frac{S_B^2}{s-1}$	$\frac{S_B^2/(s-1)}{S_R^2/(r-1)(s-1)}$	$k'_\alpha \text{ sur } F_\alpha(s-1, (r-1)(s-1))$
Residuelle	(r-1)(s-1)	$\frac{S_R^2}{(r-1)(s-1)}$		
Totale	rs-1			

Test  $H_0^{(1)}$  vs  $H_1^{(1)}$   $RC = \left[ \frac{S_A^2/(r-1)}{S_R^2/(r-1)(s-1)} > k_\alpha \right]$

Test  $H_0^{(2)}$  vs  $H_1^{(2)}$   $RC = \left[ \frac{S_B^2/(s-1)}{S_R^2/(r-1)(s-1)} > k'_\alpha \right]$

### III / Avec Répétition d'essais (modèle avec interaction).

L'interaction dans le sens de l'ANOVA, mesure l'influence que l'état d'un facteur a sur l'effet exercé par l'autre facteur sur la variable réponse. En d'autres mots, il y a interaction. L'effet des facteurs aux différents niveaux change selon le niveau de l'autre facteur. Ou encore, lorsque l'effet des deux facteurs appliqués ensemble ne peuvent pas être déduits de moyennes des réponses des deux facteurs pris séparément.

Le modèle avec interaction peut être appliqué lorsque on dispose de plusieurs mesures pour chaque combinaison de niveaux des deux facteurs. Le bénéfice est qu'on peut tester l'interaction entre les deux facteurs.

Le modèle mathématique d'un plan à deux facteurs avec répétition d'essais, tient compte de l'interaction et est donné par :

$$y_{ijk} = \mu + \alpha_i + \beta_j + \gamma_{ij} + \epsilon_{ijk}$$

$i = 1, \dots, r$   $r$  est le nombre de niveau du facteur A.

$j = 1, \dots, s$   $s$  - - - - - B

$k = 1, \dots, t$   $t$  le nombre de répétition de chaque combinaison des niveaux A et B.

$\mu$  est la moyenne de la population.

$\alpha_i$  effet du facteur A

$\beta_j$  effet du facteur B

$\gamma_{ij}$  effet d'interaction entre A et B.

$\epsilon_{ijk}$  fluctuation aléatoire supposée de moyenne nulle et  $\text{var} \epsilon_{ijk} < \infty$  et indépendantes.

#### III.1 / Estimation des paramètres ..

De la même manière que dans le cas d'un plan sans répétition d'essais, on utilise le critère M.C pour estimer  $\mu$ ,  $\alpha_i$ ,  $\beta_j$  et  $\gamma_{ij}$ .

Sous les contraintes naturelles  $\sum_{i=1}^r \alpha_i = \sum_{j=1}^s \beta_j = \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^s \delta_{ij}$

$$\Delta = \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^s \sum_{k=1}^t (y_{ijk} - \mu - \alpha_i - \beta_j - \delta_{ij})^2$$

• Estimation de la moyenne  $\mu$ .

$$\frac{\partial \Delta}{\partial \mu} = 0 \quad (\Rightarrow) \quad \hat{\mu} = \frac{1}{r \cdot s \cdot t} \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^s \sum_{k=1}^t y_{ijk} = \bar{y}$$

• Estimation de l'effet  $\alpha_i$  de A

$$\frac{\partial \Delta}{\partial \alpha_i} = 0 \quad (\Rightarrow) \quad \frac{1}{s \cdot t} \sum_{j=1}^s \sum_{k=1}^t y_{ijk} - \mu = \alpha_i =$$

$$\hat{\alpha}_i = \bar{y}_{i..} - \bar{y}$$

• Estimation de l'effet  $\beta_j$  de B

$$\frac{\partial \Delta}{\partial \beta_j} = 0 \quad (\Rightarrow) \quad \frac{1}{r \cdot t} \sum_{i=1}^r \sum_{k=1}^t y_{ijk} - \mu = \beta_j =$$

$$\hat{\beta}_j = \bar{y}_{.j.} - \bar{y}$$

• Estimation de l'effet d'interaction

$$\frac{\partial \Delta}{\partial \delta_{ij}} = 0 \quad (\Rightarrow) \quad \frac{1}{t} \sum_{k=1}^t y_{ijk} - \mu - \alpha_i - \beta_j = \delta_{ij}$$

$$(\Rightarrow) \quad \hat{\delta}_{ij} = \bar{y}_{ij.} - \bar{y} - (\bar{y}_{i..} - \bar{y}) - (\bar{y}_{.j.} - \bar{y})$$

$$\hat{\delta}_{ij} = \bar{y}_{ij.} - \bar{y}_{i..} - \bar{y}_{.j.} + \bar{y}$$

• Estimation de la variance  $\sigma^2$  de  $\mathcal{E}$ .

La variance des fluctuations aléatoires est estimée par la méthode de maximum de vraisemblance sous l'hypothèse de normalité.  $\mathcal{E}_{ijk} \sim N(0, \sigma)$

$$L(y, \sigma) = \prod_{i=1}^r \prod_{j=1}^s \prod_{k=1}^t \left[ \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} e^{-\frac{1}{2\sigma^2} (y_{ijk} - \mu - \alpha_i - \beta_j - \delta_{ij})^2} \right]$$

$$\mathcal{E}_{ijk} \sim N(0, \sigma) \quad \Rightarrow \quad y_{ijk} \sim N(\mu - \alpha_i - \beta_j - \delta_{ij}, \sigma)$$

$$\frac{\Delta (L_n(L(y, \sigma)))}{\Delta \sigma} = 0 \Leftrightarrow \hat{\sigma}^2 = \frac{1}{r \cdot s \cdot t} \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^s \sum_{k=1}^t (y_{ijk} - \bar{y}_{ij.})^2$$

### III. 2/ Validation du modèle

On utilise le test d'ANOVA pour tester les effets des facteurs et leur interaction.

Le facteur A, a-t-il un effet sur la réponse ?

Test :  $H_0^{(1)}$  : "  $\forall i=1, \dots, r \quad \alpha_i = 0$  " vs  $H_1^{(1)}$  : "  $\exists i \quad \alpha_i \neq 0$  "

Le facteur B a-t-il un effet sur la réponse ?

Test :  $H_0^{(2)}$  : "  $\forall j=1, \dots, s \quad \beta_j = 0$  " vs  $H_1^{(2)}$  : "  $\exists j \quad \beta_j \neq 0$  "

Existe-t-il une interaction entre A et B.

Test  $H_0^{(3)}$  : "  $\forall (i, j) \quad \gamma_{ij} = 0$  " vs  $H_1^{(3)}$  : "  $\exists (i, j) \quad \gamma_{ij} \neq 0$  "

### III. 3/ Équation de l'analyse que la variance.

Variance totale  $S_T^2 = \frac{1}{r \cdot s \cdot t} \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^s \sum_{k=1}^t (y_{ijk} - \bar{y})^2$

Variance due au facteur A :  $S_A^2 = \frac{1}{r \cdot s \cdot t} \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^s \sum_{k=1}^t (\bar{y}_{i..} - \bar{y})^2$   
 $= \frac{1}{r} \sum_{i=1}^r (\bar{y}_{i..} - \bar{y})^2$

Variance due au facteur B :  $S_B^2 = \frac{1}{r \cdot s \cdot t} \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^s \sum_{k=1}^t (\bar{y}_{.j.} - \bar{y})^2$   
 $= \frac{1}{s} \sum_{j=1}^s (\bar{y}_{.j.} - \bar{y})^2$

Variance due à l'interaction :  $S_{AB}^2 = \frac{1}{s \cdot t \cdot r} \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^s \sum_{k=1}^t (\bar{y}_{ij.} - \bar{y}_{i..} - \bar{y}_{.j.} + \bar{y})^2$

Variance résiduelle :  $S_R^2 = \frac{1}{r \cdot s \cdot t} \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^s \sum_{k=1}^t (y_{ijk} - \bar{y}_{ij.})^2$

Proposition :  $S_T^2 = S_A^2 + S_B^2 + S_{AB}^2 + S_R^2$

Preuve : Indication

$$(y_{ijk} - \bar{y})^2 = \left[ (y_{ijk} - \bar{y}_{ij.}) + (\bar{y}_{i..} - \bar{y}) + (\bar{y}_{.j.} - \bar{y}) + (\bar{y}_{ij.} - \bar{y}_{i..} - \bar{y}_{.j.} + \bar{y}) \right]^2$$

III.4 / Lois de  $S_T^2$ ,  $S_A^2$ ,  $S_B^2$ ,  $S_{AB}^2$  et  $S_R^2$

$\frac{rst}{\sigma^2} S_T^2 \sim \chi_{rst-1}^2$        $E(S_T^2) = \frac{\sigma^2}{rst} (rst-1)$

$\frac{rst}{\sigma^2} S_A^2 \sim \chi_{(r-1)}^2$        $E(S_A^2) = \frac{\sigma^2}{rsb} (r-1)$

$\frac{rst}{\sigma^2} S_B^2 \sim \chi_{(s-1)}^2$        $E(S_B^2) = \frac{\sigma^2}{rsb} (s-1)$

$\frac{srt}{\sigma^2} S_{AB}^2 \sim \chi_{(r-1)(s-1)}^2$        $E(S_{AB}^2) = \frac{\sigma^2}{srb} (r-1)(s-1)$

$\frac{rst}{\sigma^2} S_R^2 \sim \chi_{rs(t-1)}^2$        $E(S_R^2) = \frac{\sigma^2}{rst} rs(t-1)$

$\frac{\frac{rst}{\sigma^2} S_A^2 / (r-1)}{\frac{rst}{\sigma^2} S_R / rs(t-1)} = \frac{S_A^2 / (r-1)}{S_R / rs(t-1)} \sim F_{(r-1), (t-1)rs}$

$\frac{S_B^2 / (s-1)}{S_R / rs(t-1)} \sim F_{(s-1), (t-1)rs}$

$\frac{S_{AB}^2 / (r-1)(s-1)}{S_R / rs(t-1)} \sim F_{(r-1)(s-1), rs(t-1)}$

Tableau d'ANOVA

S. variation	d°L	C.M	F <sub>emp</sub>	F <sub>tab</sub> (α)
facteur A	r-1	$\frac{S_A^2}{r-1}$	$\frac{S_A^2 / (r-1)}{S_R / rs(t-1)}$	$F_{(r-1), rs(t-1)}(\alpha)$
facteur B	s-1	$\frac{S_B^2}{s-1}$	$\frac{S_B^2 / (s-1)}{S_R / rs(t-1)}$	$F_{(s-1), rs(t-1)}(\alpha)$
inté. AB	(r-1)(s-1)	$\frac{S_{AB}^2}{(r-1)(s-1)}$	$\frac{S_{AB}^2 / ((r-1)(s-1))}{S_R / rs(t-1)}$	$F_{(r-1)(s-1), rs(t-1)}(\alpha)$
Residuelle	rs(t-1)	$\frac{S_R^2}{rs(t-1)}$		
Totale	rst-1			



## Les régions critique

$$\text{Test (1)} \quad H_0^{(1)} / H_1^{(1)} \quad RC_1 = \left[ \frac{S_A^2 / (s-1)}{S_R^2 / sr(t-1)} > k_\alpha \right]$$

$$\text{Test (2)} \quad H_0^{(2)} / H_1^{(2)} \quad RC_2 = \left[ \frac{S_B^2 / (s-1)}{S_R^2 / sr(t-1)} > k'_\alpha \right]$$

$$\text{Test (3)} \quad H_0^{(3)} / H_1^{(3)} \quad RC_3 = \left[ \frac{S_{AB}^2 / (r-1)(s-1)}{S_R^2 / sr(t-1)} > k''_\alpha \right]$$

Rp: Dans le cas de données sans répétitions d'essais, on peut pas tester l'existence de l'effet d'interaction, cela ne veut pas dire qu'il n'y a pas interaction entre les facteurs. L'effet d'interaction est compté dans les résidus.