

13. Det randomiserte komplette blokk-forsøket

I en-vegs variansanalyse, ^{kan} forskjellen i eksperimentelle
eininger ~~kan~~ vere så store at det blir vanskeleg å
direkte forskjellas mellom populasjonane. Ein måte
å oppnå større likheit mellom einingane er ~~å~~ å gjere
ei blokkdeling.

Ein annan måte å uttrykke det på er som følger.
Når du veit eller mistenkjer at det er spesielle
kjelder som forårsakar uønska forandringar i dei
observerte verdiane, kan du redusere eller eliminere
effekten av dei ved blokkdeling. Eksperimenta vil no
bli randomiserte innan blokket.

Ein modell for det randomiserte blokk forsøket er

$$Y_{ij} = \mu_j + \varepsilon_{ij} \quad \left\{ \begin{array}{l} N(0, \sigma^2) \text{ og uavh.} \\ j=1, 2, \dots, k, \quad i=1, 2, \dots, b. \end{array} \right.$$

der b er talet på blokker og k er talet på
observasjonar innan kvar blokk.

Li moglegheit er å la $Y_{ij} = \mu_j + \beta_i + \varepsilon_{ij}$.

$$\begin{aligned} \text{Men då blir: } E[\bar{Y}_{..}] &= \frac{\sum_{i=1}^b \sum_{j=1}^k (\mu_j + \beta_i)}{kb} = \frac{\sum_{i=1}^b (\sum_{j=1}^k \mu_j + k\beta_i)}{kb} \\ &= \frac{\sum_{j=1}^k k\mu_j + k \sum_{i=1}^b \beta_i}{kb} = \frac{kb\bar{\mu} + kb\bar{\beta}}{kb} = \bar{\mu} + \bar{\beta} \end{aligned}$$

$$\text{der } \bar{\mu} = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \mu_j \text{ og } \bar{\beta} = \frac{1}{b} \sum_{i=1}^b \beta_i$$

$$\text{Spesielt } E[\bar{Y}_{i.} - \bar{Y}_{..}] = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k E[Y_{ij}] - E[\bar{Y}_{..}]$$

$$= \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k (\mu_j + \beta_i) - E[\bar{Y}_{..}] = \bar{\mu} + \beta_i - (\bar{\mu} + \bar{\beta}) = \beta_i - \bar{\beta}$$

Vi lufte tilnærming

$$\mu_{ij} = \mu' + \alpha_j' + \beta_i'$$

$$\text{Vi har } \mu_{ij} = \mu' + \bar{\alpha}_i' + \bar{\beta}_i' + \alpha_j' - \bar{\alpha}_i' + \beta_i - \bar{\beta}_i'$$

$$\text{der } \bar{\alpha}_i' = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \alpha_j' \quad \text{og} \quad \bar{\beta}_i' = \frac{1}{b} \sum_{i=1}^b \beta_i'$$

$$\text{Definer } \mu = \mu' + \bar{\alpha}_i' + \bar{\beta}_i' \quad \alpha_j = \alpha_j' - \bar{\alpha}_i' \quad \text{og} \quad \beta_i = \beta_i' - \bar{\beta}_i'$$

og vi får

$$Y_{ij} = \underbrace{\mu + \alpha_j + \beta_i}_{\mu_{ij}} + \varepsilon_{ij} \quad \left. \vphantom{Y_{ij}} \right\} \begin{matrix} N(0, \sigma^2) \text{ og uavh.} \\ j=1, 2, \dots, k, \quad i=1, 2, \dots, b \end{matrix}$$

$$\text{der } \sum_{j=1}^k \alpha_j = \sum_{i=1}^b \beta_i = 0$$

Oppsplitting av variasjon

$$Y_{ij} = \bar{Y}_{..} + \bar{Y}_{.j} - \bar{Y}_{..} + Y_{ij} - \bar{Y}_{.j} = \bar{Y}_{..} + \underbrace{\bar{Y}_{.j} - \bar{Y}_{..}}_{\bar{\alpha}_j} + \underbrace{Y_{ij} - \bar{Y}_{.j}}_{\beta_i} + \bar{Y}_{..}$$

$$\text{der } \bar{Y}_{.j} = \frac{1}{b} \sum_{i=1}^b Y_{ij}, \quad \bar{Y}_{i.} = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k Y_{ij} \quad \text{og} \quad \bar{Y}_{..} = \frac{1}{kb} \sum_{i=1}^b \sum_{j=1}^k Y_{ij}$$

$$E[\bar{Y}_{..}] = \frac{1}{kb} \sum_{i=1}^b \sum_{j=1}^k (\mu + \alpha_j + \beta_i) = \mu$$

$$E[\bar{Y}_{.j} - \bar{Y}_{..}] = \frac{1}{b} \sum_{i=1}^b [\mu + \alpha_j + \beta_i] - \mu = \mu + \alpha_j - \mu = \alpha_j$$

$$\text{Tilslutt } E[\bar{Y}_{i.} - \bar{Y}_{..}] = \beta_i$$

$$\cancel{E[\bar{Y}_{.j} - \bar{Y}_{..}] = \alpha_j}$$

Fra enveis variansanalyse har vi

$$\sum_{i=1}^b \sum_{j=1}^k (Y_{ij} - \bar{Y}_{..})^2 = \sum_{i=1}^b \sum_{j=1}^k (\bar{Y}_{.j} - \bar{Y}_{..})^2 + \sum_{i=1}^b \sum_{j=1}^k (\bar{Y}_{i.} - \bar{Y}_{..} + Y_{ij} - \bar{Y}_{.j} - \bar{Y}_{i.} + \bar{Y}_{..})^2$$

$$SSE_{one-way} = \sum_{i=1}^b \sum_{j=1}^k (\bar{Y}_{i.} - \bar{Y}_{..})^2 + \sum_{i=1}^b \sum_{j=1}^k (Y_{ij} - \bar{Y}_{.j} - \bar{Y}_{i.} + \bar{Y}_{..})^2$$

$$+ 2 \underbrace{\sum_{i=1}^b \sum_{j=1}^k (\bar{Y}_{i.} - \bar{Y}_{..})(Y_{ij} - \bar{Y}_{.j} + \bar{Y}_{i.} + \bar{Y}_{..})}_R$$

$$\bar{Y}_{i.} = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k Y_{ij}$$

$$R = \underbrace{2 \sum_{i=1}^b \sum_{j=1}^k (\bar{Y}_{i.} - \bar{Y}_{..})(Y_{ij} - \bar{Y}_{i.})}_0 - \underbrace{2 \sum_{i=1}^b \sum_{j=1}^k (\bar{Y}_{i.} - \bar{Y}_{..})(\bar{Y}_{.j} - \bar{Y}_{..})}_0$$

og vi får:

$$\sum_{i=1}^b \sum_{j=1}^k (Y_{ij} - \bar{Y}_{..})^2 = \sum_{i=1}^b \sum_{j=1}^k (\bar{Y}_{.j} - \bar{Y}_{..})^2 + \sum_{i=1}^b \sum_{j=1}^k (\bar{Y}_{i.} - \bar{Y}_{..})^2 + \sum_{i=1}^b \sum_{j=1}^k (Y_{ij} - \bar{Y}_{.j} - \bar{Y}_{i.} + \bar{Y}_{..})^2$$

$$SSTOT = SSTR + \underbrace{SSB + SSE}_{SSE_{one-way}}$$

Theorem
13.2.1 a

SSE

$$SSE = \sum_{i=1}^b \sum_{j=1}^k X_{ij}^2 \text{ der } X_{ij} = Y_{ij} - \hat{\mu}_{ij}$$

$$Y_{ij} - \hat{\mu}_{ij} = Y_{ij} - \hat{\alpha}_j - \hat{\beta}_i - \hat{\mu} = Y_{ij} - (\bar{Y}_{.j} - \bar{Y}_{..}) - (\bar{Y}_{i.} - \bar{Y}_{..}) - \bar{Y}_{..}$$

$$= Y_{ij} - \bar{Y}_{.j} - \bar{Y}_{i.} + \bar{Y}_{..} \quad E[Y_{ij} - \hat{\mu}_{ij}] = 0$$

Det kongs: $\underbrace{b-1 + k-1 + 1}_{\alpha \text{ estimere}} = b+k-1$ parametre for

estimere $\hat{\mu}_{ij}$. Derfor har SSE $bk - b - k + 1$ ~~freidomsgrader~~

$$= (b-1)(k-1) \text{ freidomsgrader og } \frac{SSE}{\sigma^2} \sim \chi^2((b-1)(k-1))$$

alltid.