# 실험계획과 분석

심송용(한림대학교 데이터과학스쿨)

http://jupiter.hallym.ac.kr

#### 모수추정

$$y_{ij} = \mu_i + \epsilon_{ij}$$
  $\epsilon_{ij} \sim N(0, \sigma^2)$  또는 
$$y_{ij} = \mu + \tau_i + \epsilon_{ij} \quad \epsilon_{ij} \sim N(0, \sigma^2)$$
에서 모수는  $\sigma^2$ ,  $\mu_i$ ,  $\mu$ ,  $\tau_i$  이며  $\epsilon_{ij}$ 는 정규분포를 따르는 확률변수.

#### 추정량

• 
$$\hat{\sigma}^2 = \text{MSE} = \frac{\sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \overline{y}_{i.})^2}{N-a}$$

- $\hat{\mu}_i = \overline{y}_i$
- $\hat{\mu} = \overline{y}$ ..
- $\bullet \quad \hat{\tau}_i = \overline{y}_{i.} \overline{y}_{..}$

MSE가  $\sigma^2$ 의 추정량

독립 이표본 t-검정에서 공통분산  $\sigma^2$ 의 추정량은

$$\hat{\sigma}^2 = S_p^2 = \frac{(n_1 - 1)S_1^2 + (n_2 - 1)S_2^2}{n_1 + n_2 - 2} = \frac{\sum_{j=1}^{n_1} (y_{1j} - \overline{y}_{1.})^2 + \sum_{j=1}^{n_1} (y_{2j} - \overline{y}_{2.})^2}{n_1 + n_2 - 2}$$

인데 비교할 그룹의 수가 a=2인 경우로 보고 다시 써보면  $S_p^2=\frac{\sum\limits_{i=1}^{r}\sum\limits_{j=1}^{r_i}(y_{ij}-\overline{y}_{i.})^2}{N-2}$ 가 되며 MSE의 공식에서 a=2인 경우임.

 $S_i^2$ 를 i번째 처리군의 표본분산이라 하면(각각의  $S_i^2$ 은  $\sigma^2$ 의 추정량)

$$S_i^2 = rac{\displaystyle\sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \overline{y}_{i.})^2}{n_i - 1}$$
 이며  $(n_i - 1)S_i^2 = \displaystyle\sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \overline{y}_{i.})^2$ 인 관계에서

$$\begin{split} \text{MSE} &= \frac{\sum\limits_{i=1}^{a}\sum\limits_{j=1}^{n_{i}}(y_{ij} - \overline{y}_{i.})^{2}}{N - a} = \frac{\sum\limits_{j=1}^{n_{1}}(y_{1j} - \overline{y}_{1.})^{2} + \sum\limits_{j=1}^{n_{2}}(y_{2j} - \overline{y}_{2.})^{2} + \dots + \sum\limits_{j=1}^{n_{a}}(y_{aj} - \overline{y}_{a.})^{2}}{n_{1} + n_{2} + \dots + n_{a} - a} \\ &= \frac{(n_{1} - 1)S_{1}^{2} + (n_{2} - 1)S_{2}^{2} + \dots + (n_{a} - 1)S_{a}^{2}}{n_{1} + n_{2} + \dots + n_{a} - a} \end{split}$$

로  $S_i^2$  들의 가중평균임을 알 수 있다.

각각의  $S_i^2$ 은  $\sigma^2$ 의 추정량이므로 이들의 자료수에 비례하는 가중평균은  $\sigma^2$ 의 합리적인 추정량임을 짐작할 수 있다.

#### $\mu_i$ 에 대한 추론

 $y_{ij}\sim N(\mu_i,\,\sigma^2)$ 이므로 이들의 평균은  $\overline{y}_i\sim N(\mu_i,\,rac{\sigma^2}{n_i})$ 임을 알 수 있다. 표준화하면  $rac{\overline{y}_i-\mu_i}{\sigma/\sqrt{n_i}}\sim N(0,1)$ 이며  $\sigma$ 에 대한 추정량으로  $\sqrt{MSE}$ 를 사용하면

$$rac{\overline{y}_{i.} - \mu_{i}}{\sqrt{MSE}/\sqrt{n_{i}}} \sim t_{N-a}$$

참고: t-분포의 정의는 독립인 두 확률변수  $Z \sim N(0,1)$ ,  $\chi^2_{\nu} \sim$  자유도가  $\nu$ 인 카이제곱분포를 따르는 확률변수일 때  $t_{\nu} = \frac{Z}{\sqrt{\chi^2_{\nu}/\nu}}$ 이다. 즉, t-분포의 자유도는 나누어주는 카이제곱 분포의 자유도를 그대로 가져온다. 위의 식에서 카이제곱분포는 MSE 안에 숨어 있으며 이 자유도가 (N-a)이다.

 $\mu_i$ 의 신뢰구간

$$\begin{split} &\frac{\overline{y}_{i.} - \mu_{i}}{\sqrt{MSE}/\sqrt{n_{i}}} \sim t_{N-a} \text{ 이므로} \\ &1 - \alpha = \Pr[-t_{N-a;\alpha/2} < \frac{\overline{y}_{i.} - \mu_{i}}{\sqrt{MSE}/\sqrt{n_{i}}} < t_{N-a;\alpha/2}] \end{split}$$

$$= \Pr[-\,t_{N-\,a;\alpha/2} \frac{\sqrt{MSE}}{\sqrt{n_i}} < \,\overline{y}_{i\cdot} - \mu_i < t_{N-\,a;\alpha/2} \frac{\sqrt{MSE}}{\sqrt{n_i}}]$$

$$=\Pr[\overline{y}_{i\cdot}-t_{N-a;\alpha/2}\frac{\sqrt{MSE}}{\sqrt{n_i}}<\mu_i<\overline{y}_{i\cdot}+t_{N-a;\alpha/2}\frac{\sqrt{MSE}}{\sqrt{n_i}}]$$

이므로  $\mu_i$ 의  $100(1-\alpha)$ % 신뢰구간은

$$\mu_i = \overline{y}_{i.} \pm t_{N-a;\alpha/2} \frac{\sqrt{\mathit{MSE}}}{\sqrt{n_i}}$$

이다.

 $H_0: \mu_i = \mu_{i0}$  에 대한 가설검정

귀무가설이 참이면 
$$t_0=rac{\overline{y}_i-\mu_{i0}}{\sqrt{MSE}/\sqrt{n_i}}\sim t_{N-a}$$
이므로

대립가설이

- $H_1: \mu_i > \mu_{i0}$ 일 때  $t_0 > t_{N-a;\alpha}$ 일 때  $H_0$  기각
- $H_1: \mu_i < \mu_{i0}$ 일 때  $t_0 < -t_{N-a:\alpha}$ 일 때  $H_0$  기각
- $H_1: \mu_i \neq \mu_{i0}$ 일 때  $|t_0| > t_{N-a;\alpha/2}$ 일 때  $H_0$  기각
- $\Leftrightarrow$  유의확률 P가 유의수준  $\alpha$ 보다 작을 때  $H_0$  기각

대립가설이

- $H_1: \mu_i > \mu_{i0}$  의 때  $P = \Pr\left[t_{N-a} > t_0\right]$
- $H_1: \mu_i < \mu_{i0}$ 일 때  $P = \Pr[t_{N-a} < t_0]$
- $H_1: \mu_i \neq \mu_{i0}$ 일 때  $P = 2\Pr[t_{N-a} > |t_0|]$

 $\mu_i - \mu_j = \tau_i - \tau_j$ 에 대한 추론

모평균 차  $\mu_i - \mu_j$ 에 대한 100(1- $\alpha$ )% 신뢰구간

$$1-\alpha = \Pr\left[-t_{N-a;\alpha/2} < \frac{\overline{y}_i - \overline{y}_j - (\mu_i - \mu_j)}{\sqrt{MSE}\sqrt{\frac{1}{n_i} + \frac{1}{n_j}}} < t_{N-a;\alpha/2}\right]$$

$$= \ \Pr \left[ - \, t_{N-a;\alpha/2} \sqrt{MSE} \, \sqrt{\frac{1}{n_i} + \frac{1}{n_j}} < \overline{y}_{i\cdot} - \overline{y}_{j\cdot} - (\mu_i - \mu_j) < t_{N-a;\alpha/2} \sqrt{MSE} \, \sqrt{\frac{1}{n_i} + \frac{1}{n_j}} \, \right]$$

=

$$\Pr\left[(\overline{y}_{i.} - \overline{y}_{j.}) - t_{N-a;\alpha/2}\sqrt{MSE}\sqrt{\frac{1}{n_i} + \frac{1}{n_j}} < \mu_i - \mu_j < (\overline{y}_{i.} - \overline{y}_{j.}) + t_{N-a;\alpha/2}\sqrt{MSE}\sqrt{\frac{1}{n_i} + \frac{1}{n_j}}\right]$$

에서

$$\mu_i - \mu_j = (\overline{y}_{i.} - \overline{y}_{j.}) \pm t_{N-a;\alpha/2} \sqrt{M\!S\!E} \, \sqrt{\frac{1}{n_i} \!+\! \frac{1}{n_j}}$$

귀무가설  $H_0: \mu_i - \mu_j = \delta$ 에 대한 가설검정

귀무가설이 참이면 
$$t_0 = \frac{\overline{y}_i - \overline{y}_j - \delta}{\sqrt{MSE}\sqrt{\frac{1}{n_i} + \frac{1}{n_j}}} \sim t_{N-a}$$
이므로

대립가설이

- $H_1: \mu_i \mu_j > \delta$ 일 때  $t_0 > t_{N-a;\alpha}$ 일 때  $H_0$  기각
- $H_1: \mu_i \mu_i < \delta$ 일 때  $t_0 < -t_{N-a:\alpha}$ 일 때  $H_0$  기각
- $H_1: \mu_i \mu_j \neq \delta$ 일 때  $|t_0| > t_{N-a;\alpha/2}$ 일 때  $H_0$  기각
- $\Leftrightarrow$  유의확률 P가 유의수준  $\alpha$ 보다 작을 때  $H_0$  기각 대립가설이
- $H_1: \mu_i \mu_j > \delta$ 일 때  $P = \Pr[t_{N-a} > t_0]$
- $H_1: \mu_i \mu_j < \delta$ 일 때  $P = \Pr[t_{N-a} < t_0]$
- $H_1: \mu_i \mu_i \neq \delta$ 일 때  $P = 2\Pr[t_{N-a} > |t_0|]$