기수 : 11기 이름 : 송예원

1-1 모평균 μ 와 모분산 σ^2 을 가진 모집단이 정규분포를 따르지 않아도 표본의 크기 n 이 충분히 크면, 표본평균 $\bar{X}$ 는 근사적으로 평균이 μ, 분산이 $\frac{\sigma^2}{n}$ 인 정규분포를 따른다.

즉, $\bar{X} \dot{\sim} N(\mu, \frac{\sigma^2}{n})$

1-2 모평균 μ 에 대한 구간추정을 한다고 하자.

모분산 σ^2 을 알고 있으면 정규분포를 사용한다. 표본평균을 표준화하면 표준정규분포를 따른다 : $\frac{\bar{X}-\mu}{\sigma/\sqrt{n}} \sim N(0,1)$

모분산 σ^2 을 모르면 표준편차로 대신 사용한다. 이때 표본평균을 표준화하면 t 분포를 따른다 : $\frac{\bar{X}-\mu}{S/\sqrt{n}} \sim t(n-1)$

하지만 표본의 크기가 충분히 크면, 중심극한정리에 의해 정규분포를 사용할수 있다.

즉, $\frac{\bar{X}-\mu}{S/\sqrt{n}} \sim N(0,1)$.

2-1 a) $A = \begin{bmatrix} 6 & -1 \\ 2 & 3 \end{bmatrix}$

▷ 고유값 : $\det(\lambda I - A) = 0$ 의 해

$$\det\left(\begin{bmatrix} \lambda & 0 \\ 0 & \lambda \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 6 & -1 \\ 2 & 3 \end{bmatrix}\right) = \det\left(\begin{bmatrix} \lambda-6 & 1 \\ -2 & \lambda-3 \end{bmatrix}\right)$$
$$= (\lambda-6)(\lambda-3)+2$$
$$= \lambda^2 - 9\lambda + 18 + 2$$
$$= \lambda^2 - 9\lambda + 20$$
$$= (\lambda-5)(\lambda-4)$$
$$\therefore \lambda = 4, 5$$

▷ 고유벡터 : $(\lambda I - A)\vec{x} = \vec{0}$ 의 해

· $\lambda = 4$: $\left(\begin{bmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 4 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 6 & -1 \\ 2 & 3 \end{bmatrix}\right)\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$

$$\begin{bmatrix} -2 & 1 \\ -2 & 1 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -2x_1+x_2 \\ -2x_1+x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \Rightarrow -2x_1 + x_2 = 0$$
$$\Rightarrow \vec{x} = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix} s$$

· $\lambda = 5$: $\left(\begin{bmatrix} 5 & 0 \\ 0 & 5 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 6 & -1 \\ 2 & 3 \end{bmatrix}\right)\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$

$$\begin{bmatrix} -1 & 1 \\ -2 & 2 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -x_1+x_2 \\ -2x_1+2x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \Rightarrow -x_1 + x_2 = 0$$
$$\Rightarrow \vec{x} = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} s$$

· $P = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 2 & 1 \end{bmatrix}$, $P^{-1} = \frac{1}{1-2}\begin{bmatrix} 1 & -1 \\ -2 & 1 \end{bmatrix} = -1 \cdot \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ -2 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ 2 & -1 \end{bmatrix}$

· $D = P^{-1}AP = \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ 2 & -1 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} 6 & -1 \\ 2 & 3 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 2 & 1 \end{bmatrix}$

$$= \begin{bmatrix} -4 & 4 \\ 10 & -5 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 2 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 5 \end{bmatrix}$$

b) $\begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$

▷ $\det(\lambda I - A) = \det\left(\begin{bmatrix} \lambda & 0 & 0 \\ 0 & \lambda & 0 \\ 0 & 0 & \lambda \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}\right) = \det\left(\begin{bmatrix} \lambda-2 & 0 & 0 \\ -1 & \lambda-2 & -1 \\ 1 & 0 & \lambda-1 \end{bmatrix}\right)$

$= (\lambda-2)\begin{vmatrix} \lambda-2 & -1 \\ 0 & \lambda-1 \end{vmatrix} = (\lambda-2)(\lambda^2-3\lambda+2) = (\lambda-2)(\lambda-2)(\lambda-1)$

$\therefore \lambda = 1, 2$

▷ $(\lambda I - A)\vec{x} = 0$

- $\lambda = 1$: $\left(\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}\right)\vec{x} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix}$

$= \begin{bmatrix} -x_1 \\ -x_1-x_2-x_3 \\ x_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \Rightarrow \vec{x} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ -1 \end{bmatrix} s$

- $\lambda = 2$: $\left(\begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}\right)\vec{x} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ -1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix}$

$= \begin{bmatrix} 0 \\ -x_1-x_3 \\ x_1+x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \Rightarrow \vec{x} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix} s + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix} t$

- $P = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \\ -1 & -1 & 0 \end{bmatrix}$, $P^{-1} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$

- $\left[\begin{array}{ccc|ccc} 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ -1 & -1 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{array}\right] = \left[\begin{array}{ccc|ccc} 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \end{array}\right]$

$= \left[\begin{array}{ccc|ccc} 1 & 2 & 0 & 1 & 0 & -1 \\ -1 & -1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \end{array}\right]$

$= \left[\begin{array}{ccc|ccc} 1 & 2 & 0 & 1 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \end{array}\right]$

$= \left[\begin{array}{ccc|ccc} 1 & 0 & 0 & -1 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \end{array}\right] = \left[\begin{array}{ccc|ccc} 1 & 0 & 0 & -1 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{array}\right]$

- $D = P^{-1}AP = \begin{bmatrix} -1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \\ -1 & -1 & 0 \end{bmatrix}$

$= \begin{bmatrix} -1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & 0 \\ 2 & 2 & 2 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \\ -1 & -1 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{bmatrix}$

c) $\begin{bmatrix} 3 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{bmatrix}$

$$\det(\lambda I - A) = \begin{vmatrix} \lambda-3 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda-1 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda-2 \end{vmatrix} = (\lambda-3)\begin{vmatrix} \lambda-1 & 0 \\ 0 & \lambda-2 \end{vmatrix}$$

$$= (\lambda-3)(\lambda-1)(\lambda-2) \quad , \lambda_1 = 3, \lambda_2 = 1, \lambda_3 = 2$$

$$\therefore D = \begin{bmatrix} 3 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{bmatrix}$$

2-2 1) $A^T A = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$

2) $\det(\lambda I - A^T A) = \begin{vmatrix} \lambda-1 & -1 & 0 \\ -1 & \lambda-1 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda-1 \end{vmatrix} = (\lambda-1)\begin{vmatrix} \lambda-1 & 0 \\ 0 & \lambda-1 \end{vmatrix} + 1\begin{vmatrix} -1 & 0 \\ 0 & \lambda-1 \end{vmatrix}$

$$= (\lambda-1)^3 - (\lambda-1)$$

$$= (\lambda-1)(\lambda^2 - 2\lambda + 1 - 1)$$

$$= (\lambda-1)\lambda(\lambda-2) \Rightarrow \lambda_1 = 2, \lambda_2 = 1, \lambda_3 = 0$$

3) $(\lambda I - A^T A)\vec{x} = \vec{0}$

- $\lambda = 2$: $\begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 \\ -1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 - x_2 \\ -x_1 + x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$ $\quad \vec{w}_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}$

- $\lambda = 1$: $\begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -x_2 \\ -x_1 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$ $\quad \vec{w}_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$

- $\lambda = 0$: $\begin{bmatrix} -1 & -1 & 0 \\ -1 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -x_1 - x_2 \\ -x_1 - x_2 \\ -x_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$ $\quad \vec{w}_3 = \begin{bmatrix} -1 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}$

- 정규직교화: $\vec{v}_1 = \begin{bmatrix} 1/\sqrt{2} \\ 1/\sqrt{2} \\ 0 \end{bmatrix}$, $\vec{v}_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}$, $\vec{v}_3 = \begin{bmatrix} -1/\sqrt{2} \\ 1/\sqrt{2} \\ 0 \end{bmatrix}$

$$V = \begin{bmatrix} 1/\sqrt{2} & 0 & -1/\sqrt{2} \\ 1/\sqrt{2} & 0 & 1/\sqrt{2} \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad V^T = \begin{bmatrix} 1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ -1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} & 0 \end{bmatrix}$$

4) $\Sigma = \begin{bmatrix} \sqrt{2} & 0 & 0 \\ 0 & \sqrt{1} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{2} & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$

5) $AA^T = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$

$\det(\lambda I - AA^T) = \begin{vmatrix} \lambda-2 & 0 \\ 0 & \lambda-1 \end{vmatrix} = (\lambda-2)(\lambda-1)$, $\lambda_1 = 2$, $\lambda_2 = 1$

$(\lambda I - AA^T)\vec{x} = \vec{0}$

- $\lambda = 2$: $\begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$ $\quad \vec{w_1} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$, $\vec{u_1} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}$

- $\lambda = 1$: $\begin{bmatrix} -1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -x_1 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$ $\quad \vec{w_2} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$, $\vec{u_2} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$

$U = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$

$\therefore A = U \Sigma V^T = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sqrt{2} & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ -1/\sqrt{2} & 1/\sqrt{2} & 0 \end{bmatrix}$

3 - 1 $(n-1)S^2/\sigma^2 \sim \chi^2(n-1)$

$X_1, \dots, X_n \overset{iid}{\sim} N(\mu, \sigma^2) \Rightarrow X \sim N(\mu, \sigma^2)$

$V = \sum_{i=1}^{n} \left(\frac{X_i-\mu}{\sigma}\right)^2$ 에서 $\left(\frac{X_i-\mu}{\sigma}\right) \sim N(0,1)$ 이므로 $V \sim \chi^2(n)$

$$\begin{aligned}
V = \sum_{i=1}^{n} \frac{(X_i-\mu)^2}{\sigma^2} &= \sum_{i=1}^{n} \left(\frac{(X_i-\bar{X})+(\bar{X}-\mu)}{\sigma}\right)^2 \\
&= \sum_{i=1}^{n} \left(\frac{X_i-\bar{X}}{\sigma}\right)^2 + \sum_{i=1}^{n}\left(\frac{\bar{X}-\mu}{\sigma}\right)^2 + 2\sum_{i=1}^{n} \frac{(X_i-\bar{X})(\bar{X}-\mu)}{\sigma^2} \\
&= \sum_{i=1}^{n} \left(\frac{X_i-\bar{X}}{\sigma}\right)^2 + n\left(\frac{\bar{X}-\mu}{\sigma}\right)^2 + \frac{2}{\sigma^2}\underbrace{\sum_{i=1}^{n}(X_i\bar{X} - \mu X_i - \bar{X}^2 + \bar{X}\mu)}_{\cancel{\bar{X} n\bar{X}} - \cancel{\mu n\bar{X}} - \cancel{n\bar{X}^2} + \cancel{n\mu\bar{X}}} \\
&= \sum_{i=1}^{n} \left(\frac{X_i-\bar{X}}{\sigma}\right)^2 + n\left(\frac{\bar{X}-\mu}{\sigma}\right)^2 \\
&= \frac{1}{\sigma^2}\cdot\frac{\sum_{i=1}^{n}(X_i-\bar{X})^2}{n-1}\cdot(n-1) + \left(\frac{\bar{X}-\mu}{\sigma/\sqrt{n}}\right)^2 \\
&= \frac{(n-1)}{\sigma^2}S^2 + \left(\frac{\bar{X}-\mu}{\sigma/\sqrt{n}}\right)^2
\end{aligned}$$

$$V = \frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} + \left(\frac{\bar{X}-\mu}{\sigma/\sqrt{n}}\right)^2 \quad \cdots\cdots (*)$$

- $\bar{X}$ 과 S^2 는 독립이기 때문에 (성질②), $\frac{(n-1)S^2}{\sigma^2}$ 와 $\left(\frac{\bar{X}-\mu}{\sigma/\sqrt{n}}\right)^2$ 도 독립이다.
- $V \sim \chi^2(n)$, $\left(\frac{\bar{X}-\mu}{\sigma/\sqrt{n}}\right)^2 \sim \chi^2(1)$ 이므로, 각각의 mgf는 $(1-2t)^{-n/2}$ 와 $(1-2t)^{-1/2}$ 이다.
- 식(*) 의 양쪽에 mgf를 구하면,

$$\begin{aligned}
(1-2t)^{-n/2} &= E\left[\exp\left(\frac{(n-1)S^2 t}{\sigma^2} + \left(\frac{\bar{X}-\mu}{\sigma/\sqrt{n}}\right)^2 t\right)\right] \\
&= E\left[\exp\left(\frac{(n-1)S^2}{\sigma^2}t\right)\cdot\exp\left(\left(\frac{\bar{X}-\mu}{\sigma/\sqrt{n}}\right)^2 t\right)\right] \quad \text{독립성} \\
&= E\left[\exp\left(\frac{(n-1)S^2}{\sigma^2}t\right)\right]\cdot E\left[\exp\left(\left(\frac{\bar{X}-\mu}{\sigma/\sqrt{n}}\right)^2 t\right)\right] \\
&= M_{\frac{(n-1)S^2}{\sigma^2}}(t)\cdot(1-2t)^{-1/2}
\end{aligned}$$

$\therefore M_{\frac{(n-1)S^2}{\sigma^2}}(t) = (1-2t)^{-\frac{n}{2}+\frac{1}{2}} = (1-2t)^{-\frac{(n-1)}{2}}$ 이므로 $\frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-1)$

3-2 $T = \frac{\bar{x} - \mu}{S/\sqrt{n}} \sim t(n-1)$

<t 분포의 정의> 확률변수 X가 표준정규분포, Y가 자유도 n인 카이제곱 분포를 따르면서 X와 Y가 독립일때 : $T = \frac{X}{\sqrt{Y/n}}$ 는 자유도 n인 t 분포를 따른다.

$$T = \frac{\bar{x}-\mu}{S/\sqrt{n}} = \frac{(\bar{x}-\mu)}{\sigma/\sqrt{n}} \cdot \frac{\sigma/\cancel{\sqrt{n}}}{S/\cancel{\sqrt{n}}}$$

$$= \frac{(\bar{x}-\mu)}{\sigma/\sqrt{n}} \cdot \sqrt{\frac{\sigma^2}{S^2}}$$

$$= \frac{(\bar{x}-\mu)}{\sigma/\sqrt{n}} \cdot \sqrt{\frac{\sigma^2(n-1)}{S^2(n-1)}}$$

$$= \frac{(\bar{x}-\mu)/(\sigma/\sqrt{n})}{\sqrt{(n-1)S^2/\sigma^2(n-1)}}$$

여기서 $\frac{(\bar{x}-\mu)}{\sigma/\sqrt{n}} \sim N(0,1)$, $\frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-1)$ 이므로

$$T = \frac{(\bar{x}-\mu)/(\sigma/\sqrt{n})}{\sqrt{\left(\frac{(n-1)S^2}{\sigma^2}\right)/(n-1)}}$$ 은 자유도 (n-1)인 t 분포를 따른다.

4.1

X = DSL 사람의 키 , Y = DSL 학회원이 아닌 사람의 키

$n_X = 105$, $n_Y = 105$

$\bar{X} = 173.5$, $S_X = 7.05$

$\bar{Y} = 171.4$, $S_Y = 7.05$

a) $H_0 : \mu_X = \mu_Y$ vs $H_1 : \mu_X > \mu_Y$ (단측검정)

b) $\alpha = 0.05$

- 합동 표준편차 : $S_p = \sqrt{\dfrac{104(7.05)^2 \times 2}{208}} = 7.05$

- 검정통계량 : $Z = \dfrac{\bar{X} - \bar{Y}}{S_p\sqrt{\frac{1}{n_X} + \frac{1}{n_Y}}} \sim N(0,1)$ because 대표본

- 기각역 설정 : if $Z > \underbrace{Z_{0.05}}_{1.645}$ then reject H_0

- 통계적 결론 : $7.05 > 1.645$ 이므로 reject H_0.

∴ 유의수준 5% 에서 DSL 학회원의 평균키가 DSL 학회원이 아닌 사람의 평균 키 보다 크다고 할 수 있다.

4.2

a) $H_0 : \mu_1 = \mu_2 = \mu_3$ vs H_1 : 적어도 하나의 μ_i 는 다른것과 다르다

μ_1 = DSL 학회 사람들의 키의 모평균

μ_2 = ESC 사람들의 키의 모평균

μ_3 = 다른 학회 사람들의 키의 모평균