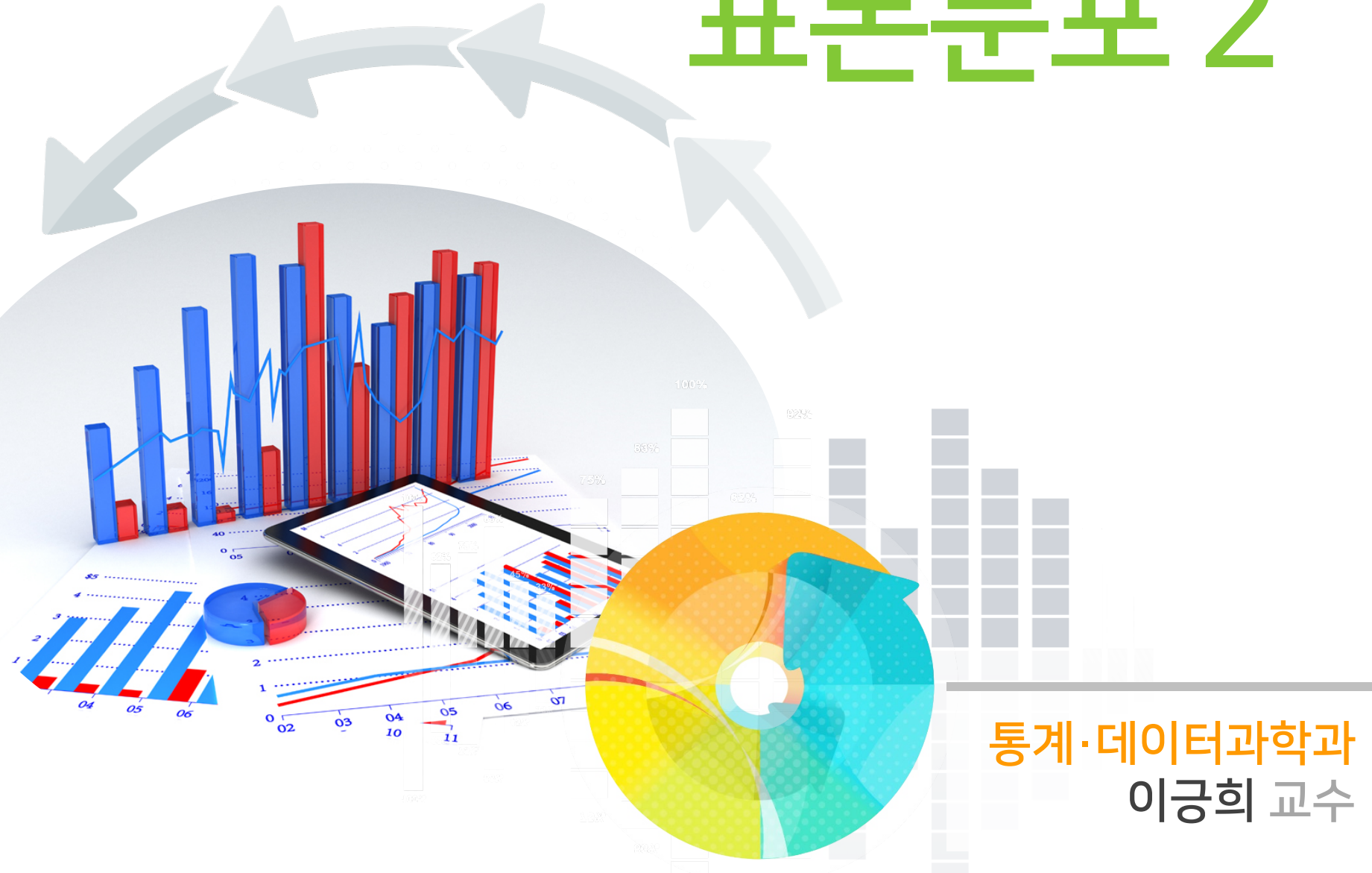


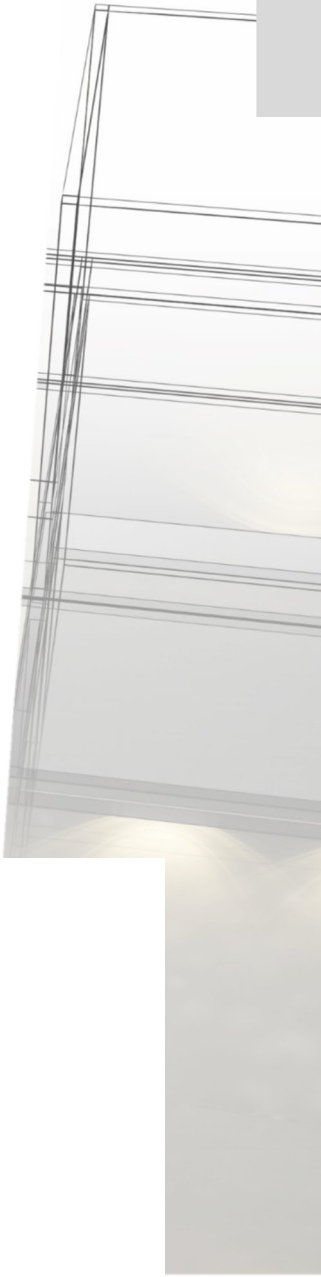
표본분포 2



통계·데이터과학과
이금희 교수

학습목표

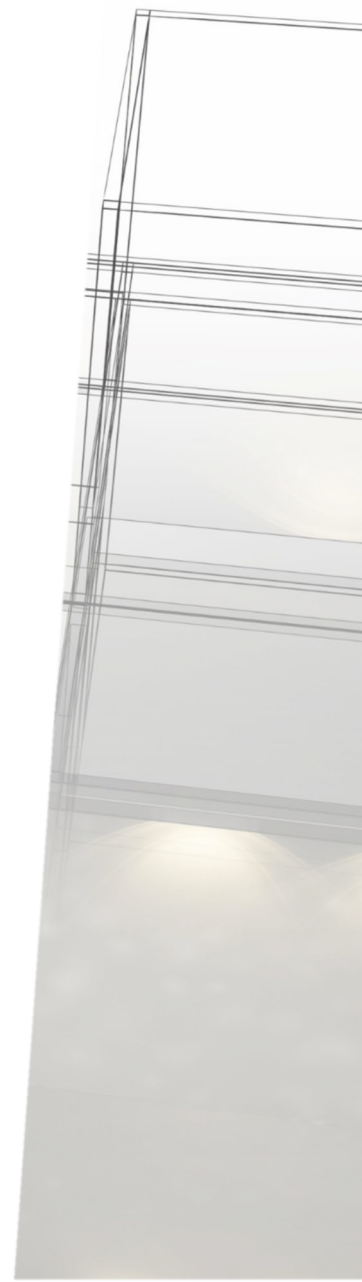
1. 대수의 법칙을 이해할 수 있다.
2. 중심극한정리를 이해할 수 있다.
3. 표본분산의 분포를 이해할 수 있다.
4. 표본평균의 분포를 이해할 수 있다.



01

12강 표본분포 2

대수의 법칙



확률변수의 수렴

◆ 확률적 수렴 : $X_n \xrightarrow{p} X$

임의의 $\varepsilon > 0$, $\lim_{n \rightarrow \infty} P(|X_n - X| > \varepsilon) = 0$

◆ 거의 확실히 수렴 : $X_n \xrightarrow{a.s.} X$

$$P(\lim_{n \rightarrow \infty} X_n = X) = 1$$

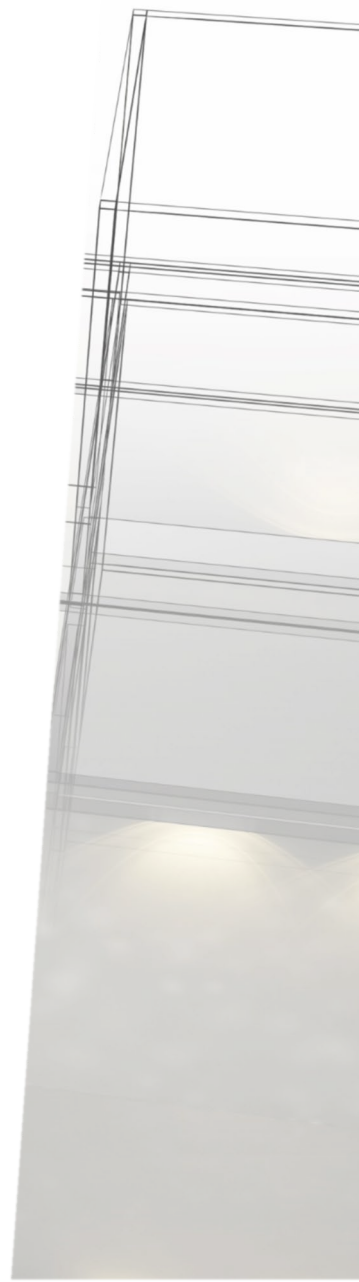
확률변수의 수렴

◆ 분포적 수렴 : $X_n \xrightarrow{d} X$

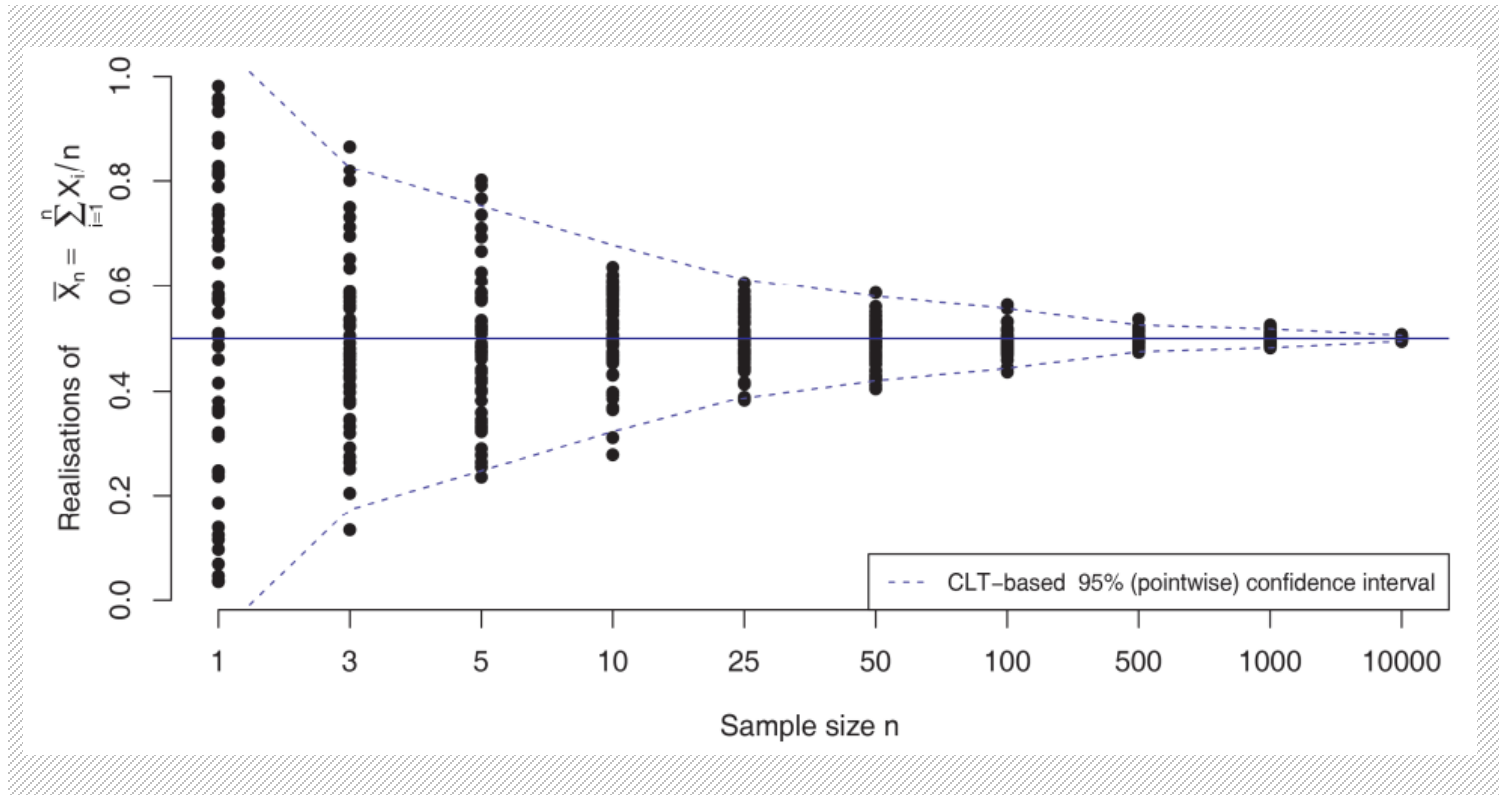
$$\lim_{n \rightarrow \infty} P(X_n < x) = P(X < x)$$

확률변수의 수렴

$$\blacklozenge X_n \xrightarrow{a.s.} X \Rightarrow X_n \xrightarrow{p} X \Rightarrow X_n \xrightarrow{d} X$$

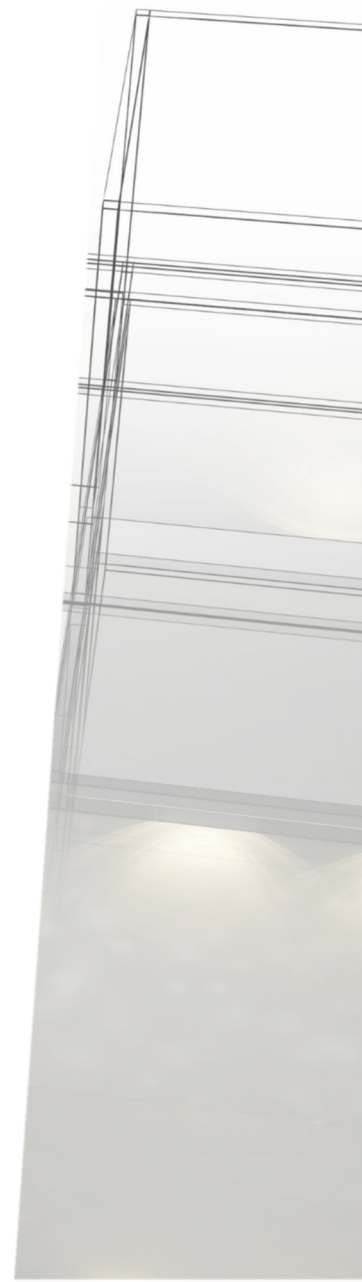


대수의 법칙



대수의 법칙

- ◆ 약대수의 법칙(weak law of large number) :
확률적 수렴
- ◆ 강대수의 법칙(strong law of large number) :
거의 확실한 수렴



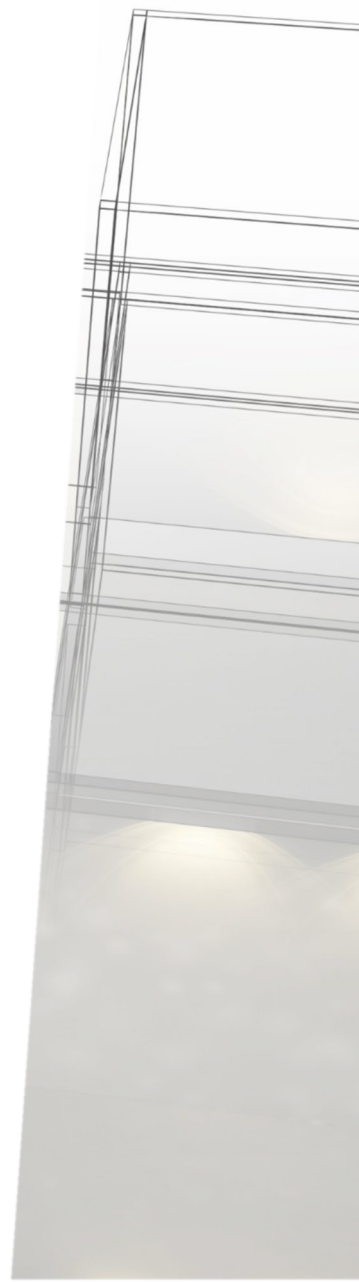
약대수의 법칙

- ◆ $X_1, X_2, \dots, X_n \sim (\mu, \sigma^2)$ 의 확률표본.
표본 수 커지면서 \bar{X}_n 는 μ 에 확률적으로 수렴

임의의 $\varepsilon > 0$, $\lim_{n \rightarrow \infty} P(|\bar{X}_n - \mu| > \varepsilon) = 0$

약대수의 법칙

◆ 임의의 $\varepsilon > 0$, $\lim_{n \rightarrow \infty} P(|\bar{X}_n - \mu| > \varepsilon) = 0$



강대수의 법칙

◆ $X_1, X_2, \dots, X_n \sim (\mu, \sigma^2)$ 의 확률표본.

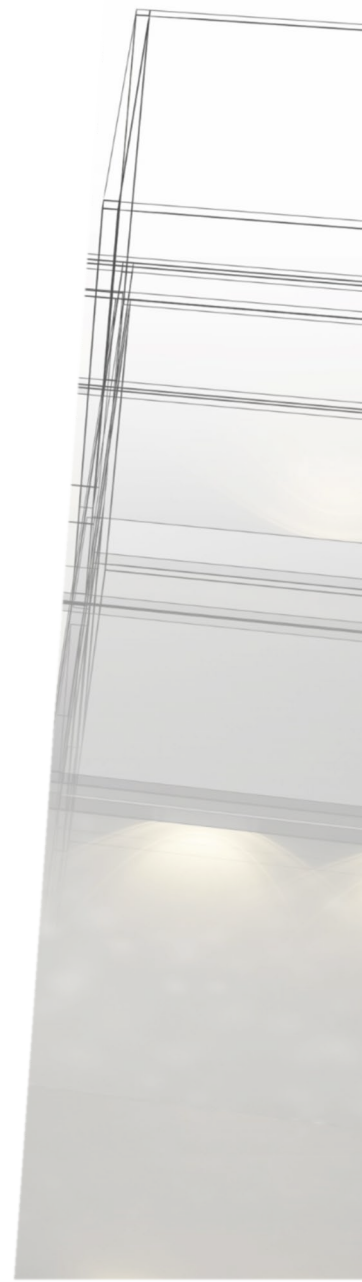
표본 수 커지면서 \bar{X} 는 μ 에 거의 확실하게 수렴

$$P(\lim_{n \rightarrow \infty} \bar{X}_n = \mu) = 1$$

02

12강 표본분포 2

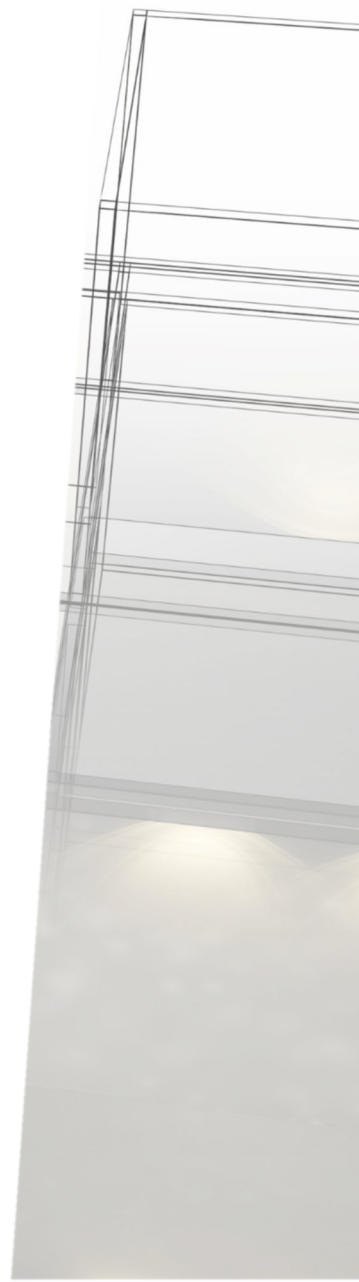
중심극한정리



표본평균의 분포

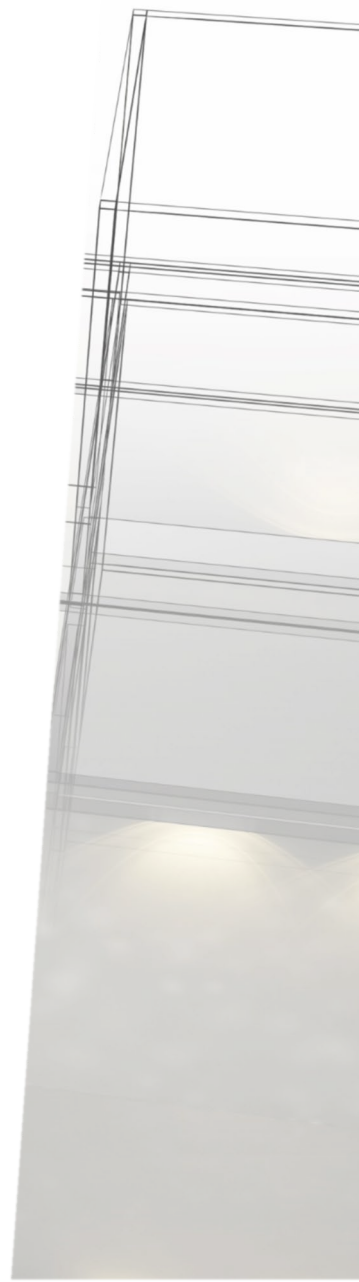
◆ $X_1, X_2, \dots, X_n \sim N(\mu, \sigma^2)$ 확률표본

$$\Rightarrow \sqrt{n}(\bar{X}_n - \mu) \sim N(0, \sigma^2)$$



중심극한정리

- ◆ 평균 μ , 분산 σ^2 인 무한 모집단의 n 개 확률표본.
 n 이 무한히 커지면서 표본평균은 모집단의
분포 관계없이 근사적으로 정규분포를 따름



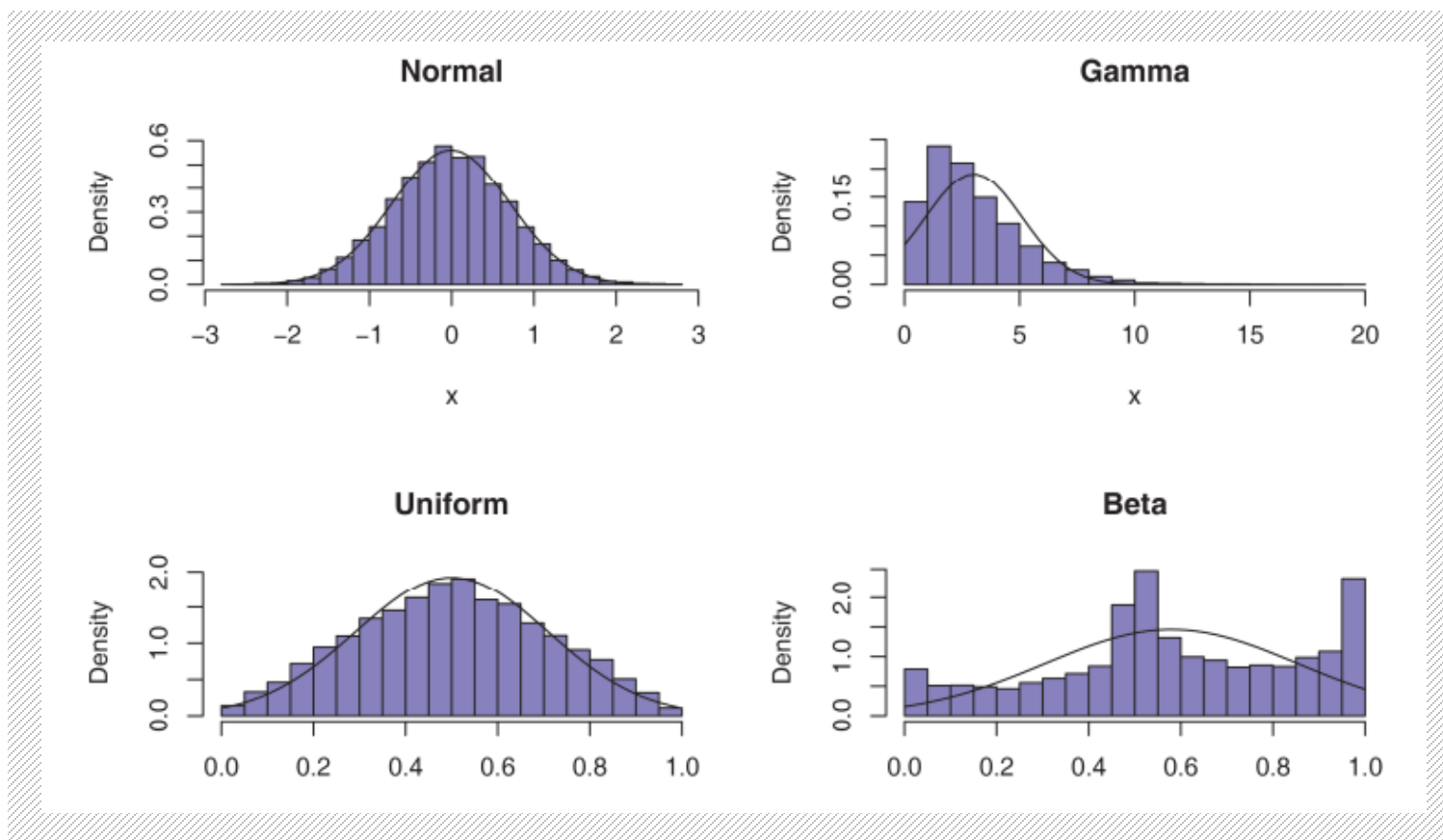
중심극한 정리

◆ $X_1, X_2, \dots, X_n \sim (\mu, \sigma^2)$ 확률표본

$$\Rightarrow \sqrt{n}(\bar{X}_n - \mu) \xrightarrow{d} N(0, \sigma^2)$$

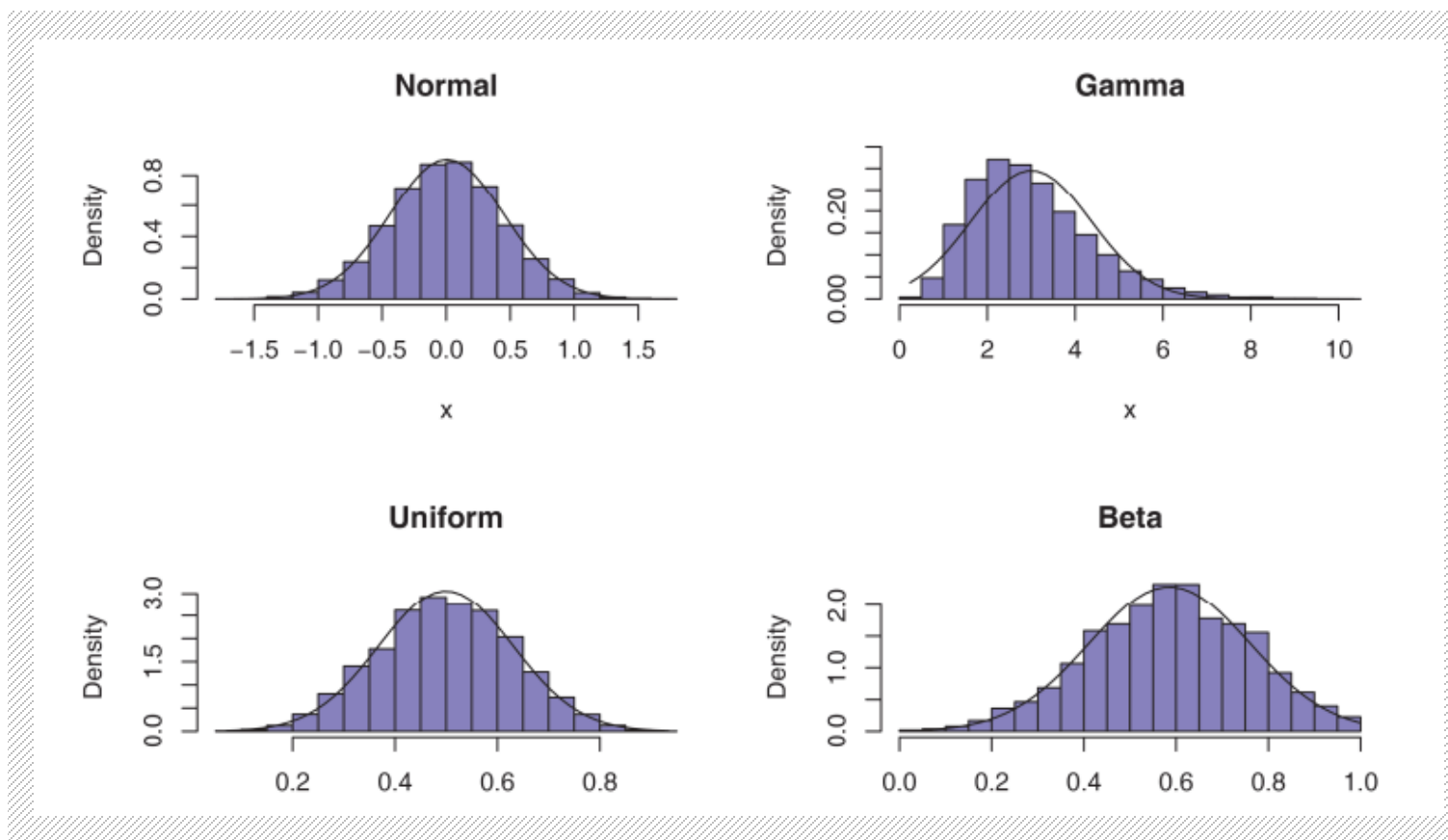
중심극한정리

◆ $n = 2$



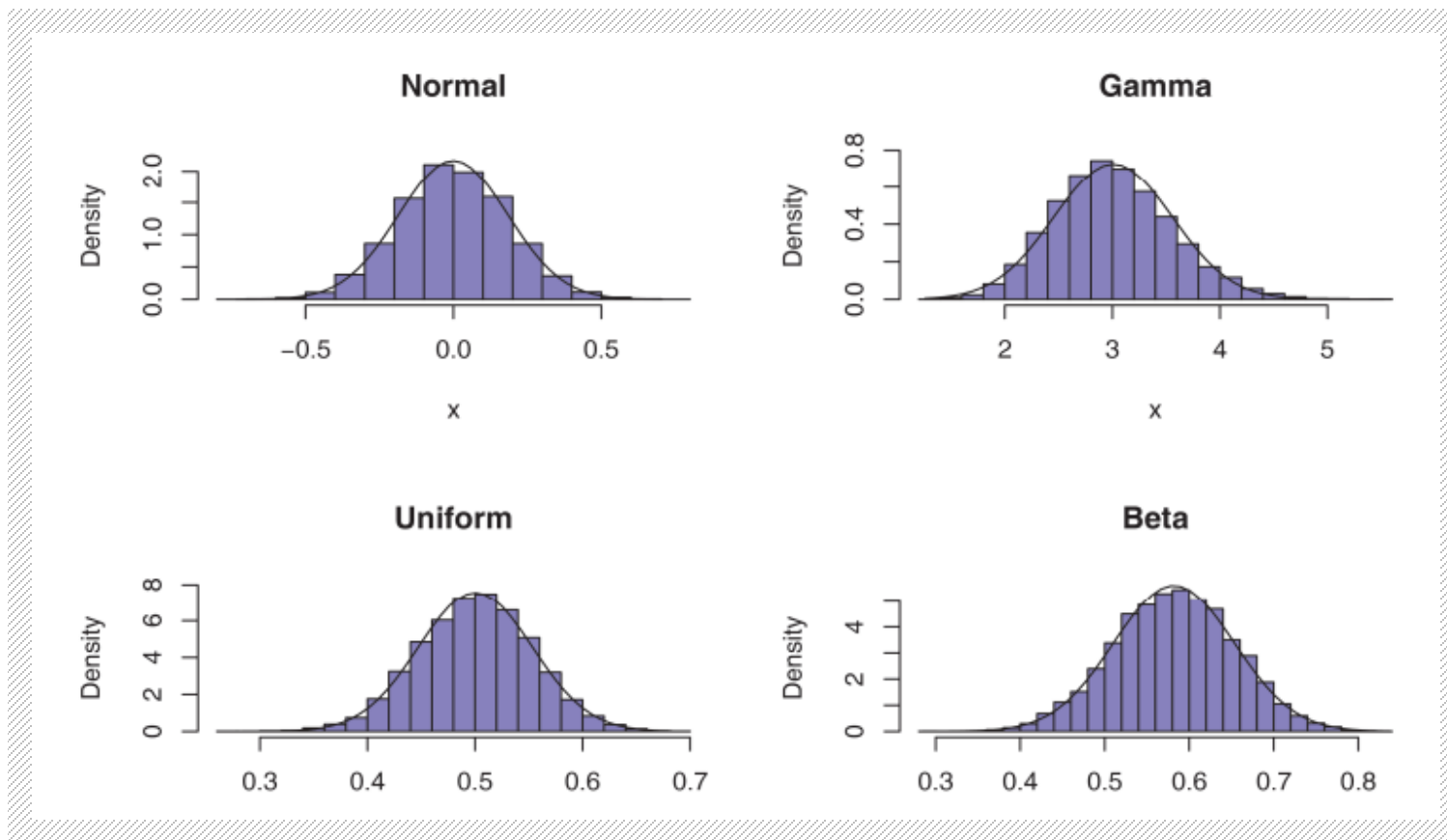
중심극한정리

◆ $n = 5$



중심극한정리

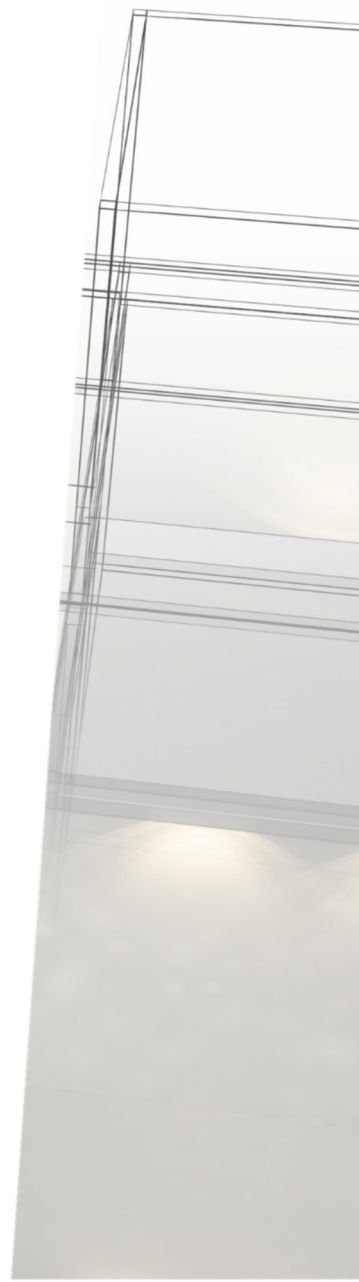
◆ $n = 30$



중심극한정리의 예

예

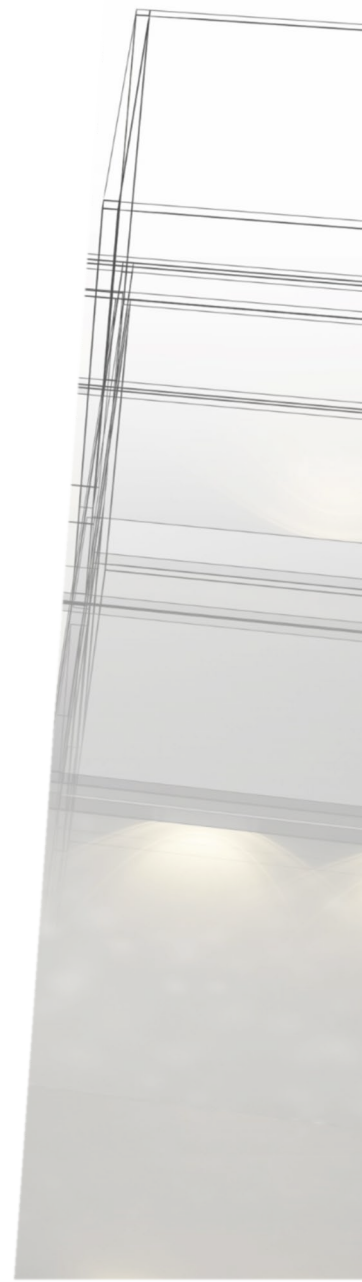
성인 남성 콜레스톨 수치는 평균 200, 표준 편차 16. 성인 남성 64명을 임의로 뽑아서 구한 콜레스톨 수치의 평균이 196에서 204 사이일 확률은?



03

12강 표본분포 2

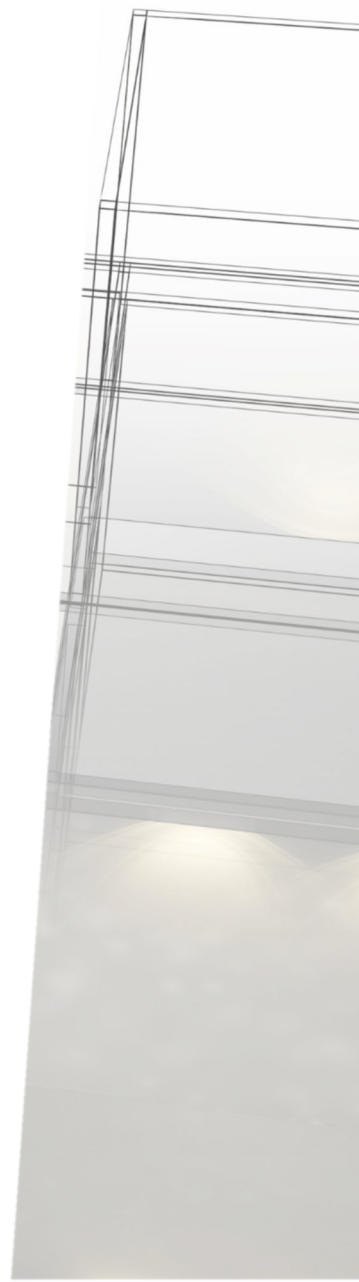
표본 분산의 분포



카이제곱 분포

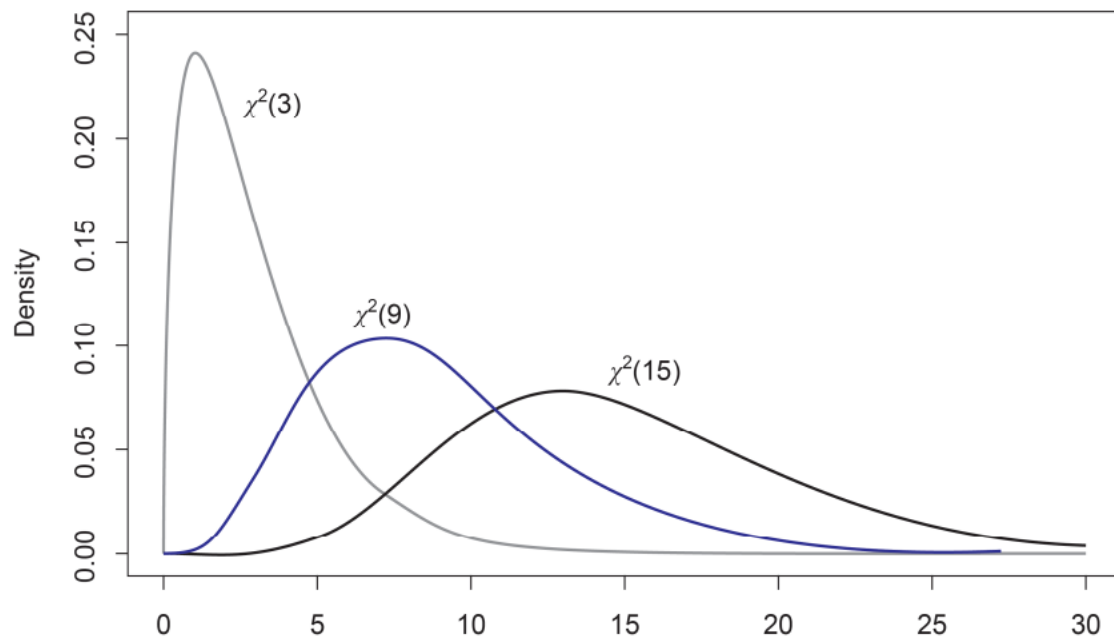
◆ $X \sim \chi^2(n)$

$$f(x) = \frac{1}{\Gamma\left(\frac{n}{2}\right)} \left(\frac{1}{2}\right)^{\frac{n}{2}} x^{\frac{n}{2}-1} e^{-\frac{1}{2}x}, \quad x > 0$$



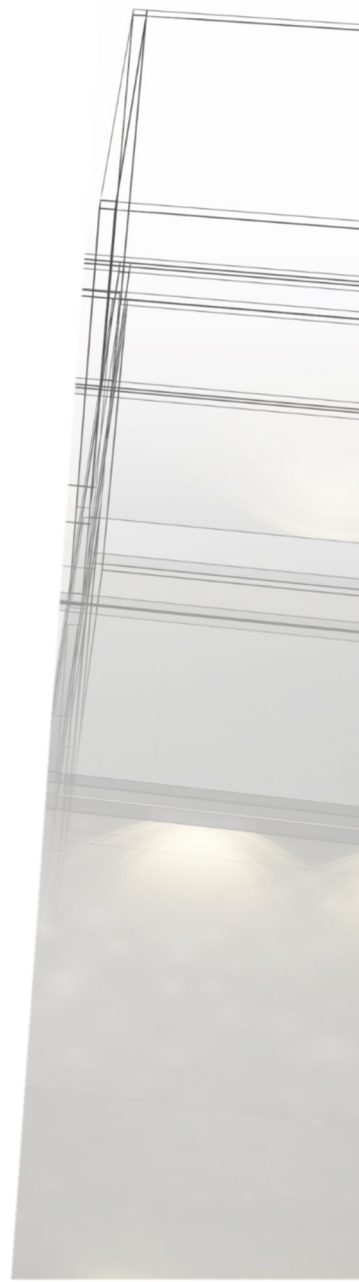
카이제곱 분포

◆ $X \sim \chi^2(n), E(X) = n, Var(X) = 2n$



카이제곱 분포의 가법성

◆ $X_1, X_2, \dots, X_n \sim N(\mu, \sigma^2)$ 확률표본
 $\Rightarrow \left(\frac{X_i - \mu}{\sigma}\right)^2 \sim \chi^2(1), \quad \sum_{i=1}^n \left(\frac{X_i - \mu}{\sigma}\right)^2 \sim \chi^2(n)$



표본분산의 분포

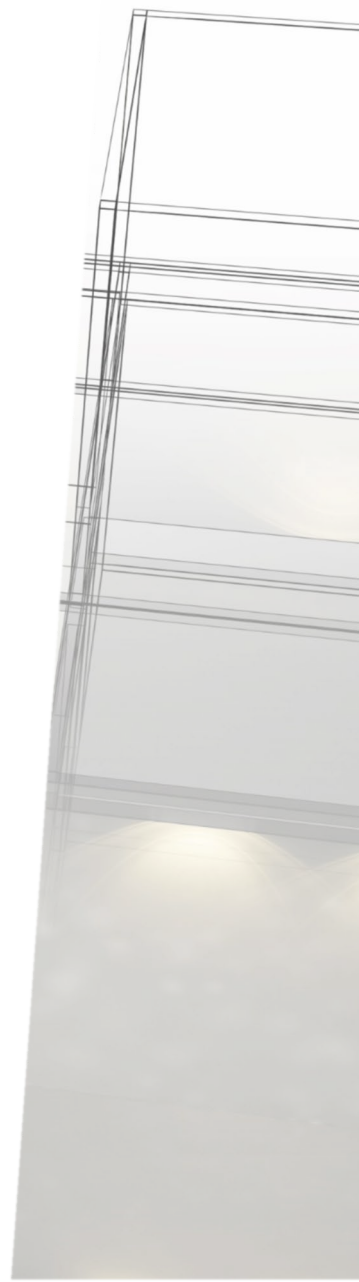
◆ $X_1, X_2, \dots, X_n \sim N(\mu, \sigma^2)$ 확률표본

◆ 표본분산 $S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$ 의 분포 :

$$\frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-1)$$

표본분산의 분포

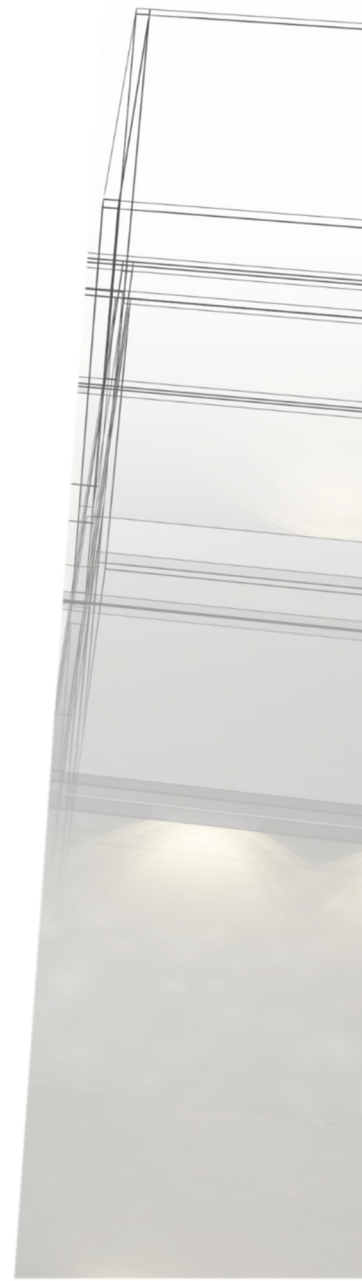
$$\blacklozenge \frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-1)$$



04

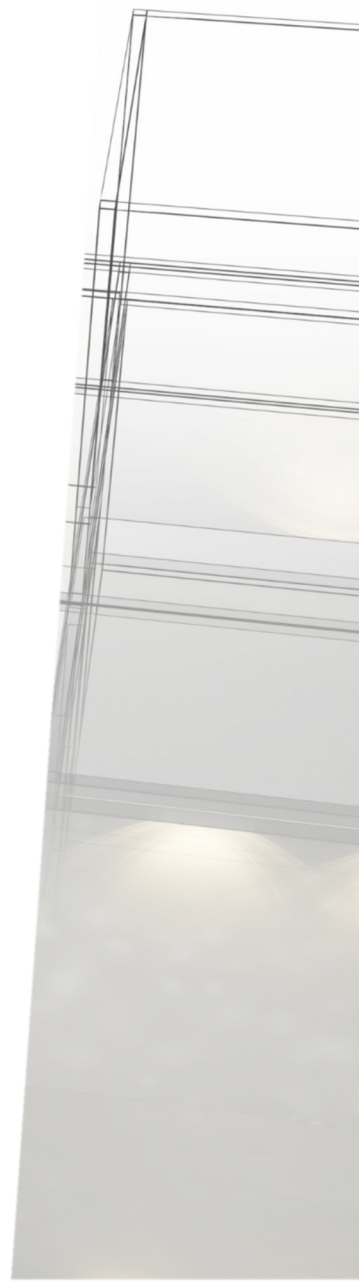
12강 표본분포 2

표본평균의 분포



확률변수 합의 분포

◆ $X_1, X_2, \dots, X_n \sim N(\mu, \sigma^2)$ 확률표본
 $\Rightarrow X_1 + X_2 + \dots + X_n \sim N(n\mu, n\sigma^2)$

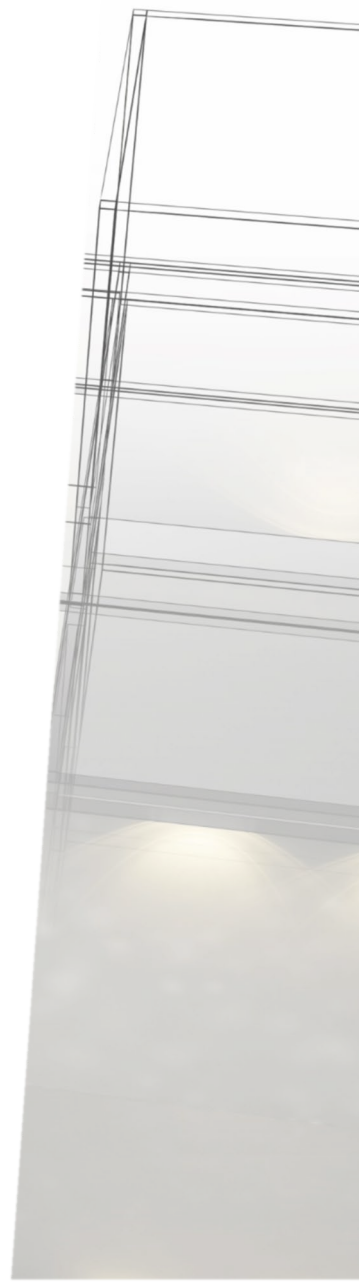


표본평균의 분포

◆ $X_1, X_2, \dots, X_n \sim N(\mu, \sigma^2)$ 확률표본

$$\Rightarrow \bar{X} \sim N(\mu, \sigma^2/n)$$

$$\Rightarrow Z = \frac{\bar{X} - \mu}{\sigma/\sqrt{n}} \sim N(0, 1)$$



표본평균의 분포

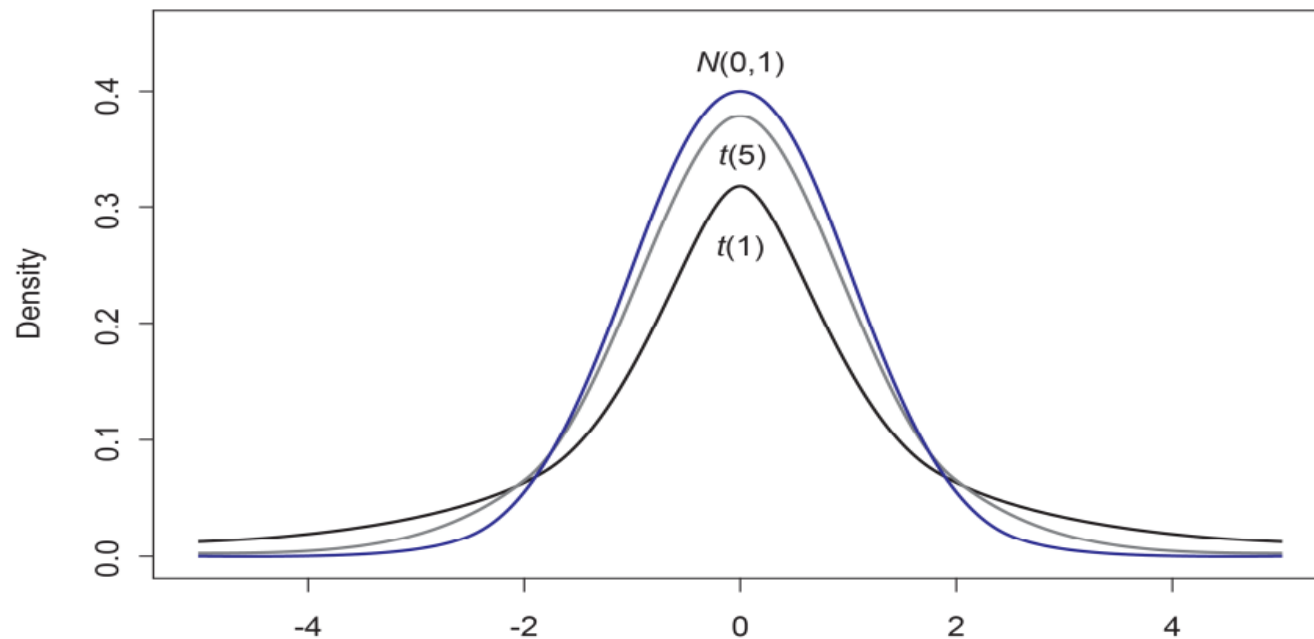
◆ $X_1, X_2, \dots, X_n \sim N(\mu, \sigma^2)$ 확률표본

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

$$f(x) = \frac{\Gamma\left(\frac{n}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{1}{2}\right)\Gamma\left(\frac{n-1}{2}\right)} \left(1 + \frac{x^2}{n-1}\right)^{-\frac{n}{2}} \frac{1}{\sqrt{n-1}}, \quad -\infty < x < \infty$$

t 분포

◆ t 분포의 모양



학습정리

- 모평균이 존재하는 분포에서 추출한 확률표본의 표본평균은 표본크기가 커지면서 모평균에 수렴한다.

$$\bar{X}_n \xrightarrow{p} \mu$$

- 표본 크기가 충분히 크면 모집단의 분포와 관계없이 표본평균은 근사적으로 정규분포를 따른다.

$$\sqrt{n}(\bar{X}_n - \mu) \xrightarrow{d} N(0, \sigma^2)$$

학습정리

- 모집단이 정규분포를 따를 때 표본분산은 카이제곱분포를 따른다.

$$\frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-1)$$

- 모집단이 정규분포를 따르는데 모분산을 모른다면 표준화된 표본평균의 분포는 t분포를 따른다.

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

수고하셨습니다.

12강

표본분포 2

13강

확률과정 1

