

Part.02
회귀분석

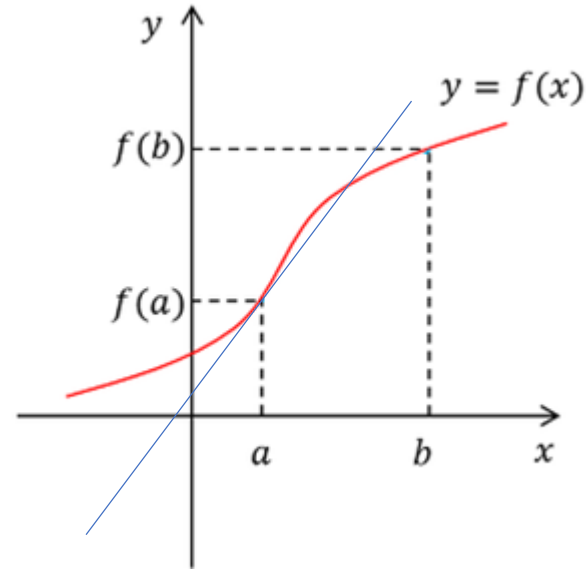
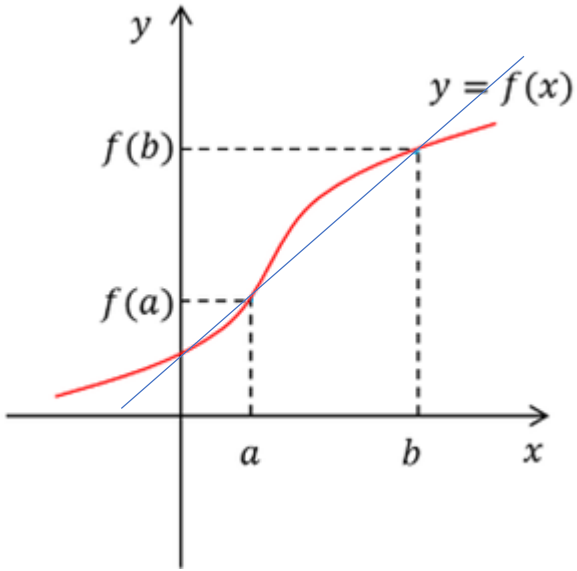
| 회귀분석을 위한 통계 수학적 개념이해 - 미분 기초

FASTCAMPUS
ONLINE

머신러닝과 데이터분석 A-Z

강사. 김강진

I 미분의 개념



■ 평균 변화율

- $$\frac{f(b) - f(a)}{b - a}$$

■ 순간변화율 $f'(a)$

- 평균 변화율의 극한 값
- b점이 a점으로 한없이 가까워질 때, a점에서의 순간변화율
- a점에서의 접선의 기울기

I 미분의 개념

■ 다항함수 미분 및 미분 기본 공식

- $f(x) = c \Rightarrow f'(x) = 0$, c 는 상수
- $f(x) = x^n \Rightarrow f'(x) = nx^{n-1}$, n 은 자연수
- (참고) $f(x) = x^k \Rightarrow f'(x) = kx^{k-1}$, k 는 유리수
- $\{cf(x)\}' = cf'(x)$
- $\{f(x) \pm g(x)\}' = f'(x) \pm g'(x)$
- 곱의 미분
 - $\{f(x)g(x)\}' = f'(x)g(x) + f(x)g'(x)$
- 합성함수 미분
 - $f(g(x))' = f'(g(x))g'(x)$

I 미분의 개념

■ 지수함수 미분

- $\{e^x\}' = e^x$
- $\{a^x\}' = a^x \ln a$

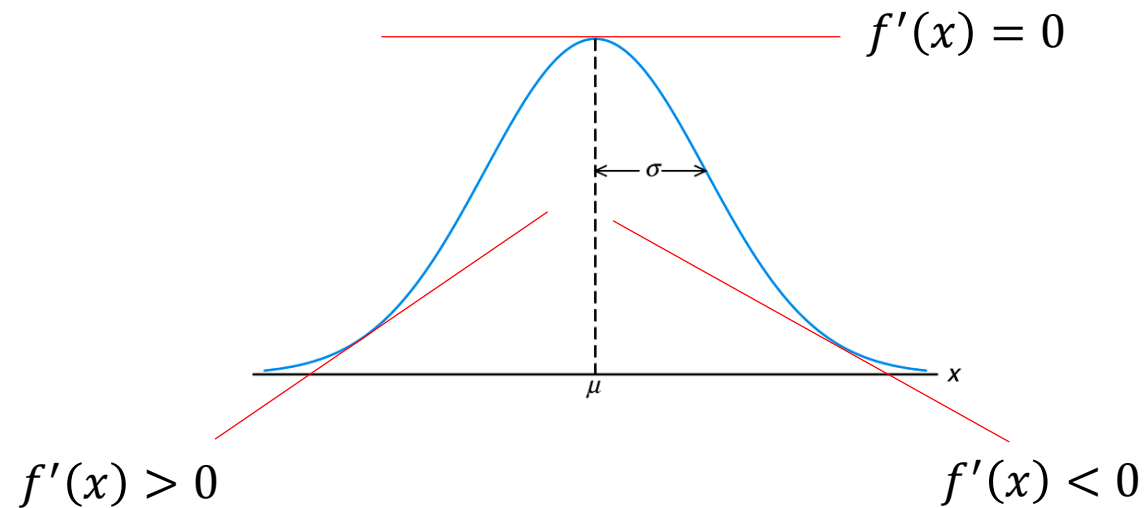
■ 로그함수 미분

- $\{\ln x\}' = \frac{1}{x}$
- $\{\log_a x\}' = \frac{1}{x \ln a}$

I 미분의 활용

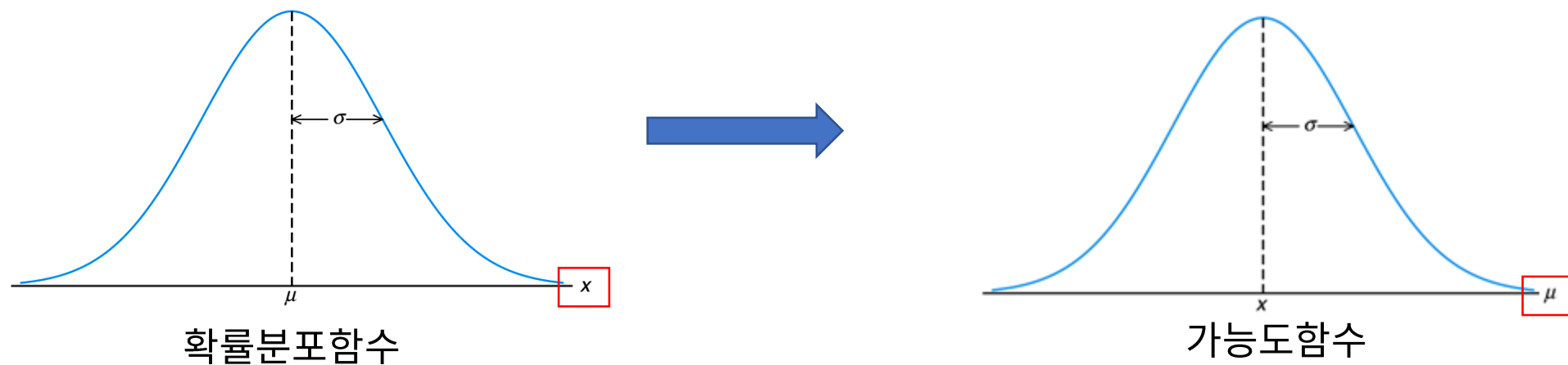
■ 극대값, 극소값

- 미분값은 접선의 기울도함수를 통하여 미분가능한 함수의 극대값, 극소값을 구할 수 있음.



I Likelihood

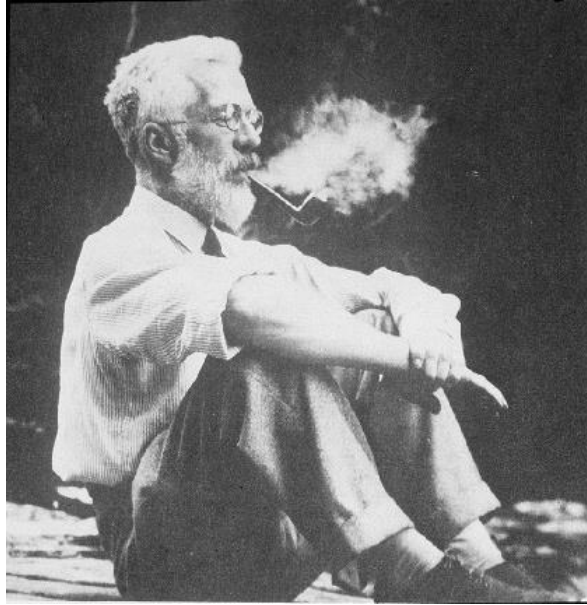
- Likelihood function (가능도함수/우도함수)



- $X_1 = 1, X_2 = 2, X_3 = 3$ 개의 자료가 있다고 하면, 평균 μ_0 는 어떤 값일 가능성이 가장 높을까?

I Likelihood

- μ_0 를 추정하는 방법?



- R.A. Fisher
 - The desired probability distribution is the one that makes the observed data “most likely”.
 - $$f(x_1, x_2, x_3) = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi \cdot 1}}\right)^3 \exp\left(-\frac{(x_1 - \mu_0)^2 + (x_2 - \mu_0)^2 + (x_3 - \mu_0)^2}{2 \cdot 1}\right)$$

I Likelihood

- 확률분포함수 (Probability distribution function)
 - 모수를 알 때, 확률변수의 실현값을 예측하고자 함.
- 가능도함수 (Likelihood function)
 - 확률변수의 실현값을 알 때 (데이터가 있을 때), 모수를 추정하고자 함.

I Likelihood

- 확률분포함수 (Probability distribution function)
 - 종류
 - 확률밀도함수 (Probability density function) – 연속형 확률변수의 확률 분포함수.
 - 확률질량함수 (Probability mass function) – 이산형 확률변수의 확률 분포함수.
 - $f(x) = P(X = x)$
 - 누적분포함수 (Cumulative distribution function) – 누적 확률 분포함수.
 - $F(x) = P(X \leq x)$

I Likelihood

■ Probability density function

- 평균 μ_0 , 분산1을 독립 정규분포를 따르는 확률변수 X_i 의 확률분포함수 (확률밀도함수)

- $f(x_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi \cdot 1}} \exp\left(-\frac{(x_i - \mu_0)^2}{2 \cdot 1}\right)$

- $X_1 = x_1, X_2 = x_2, X_3 = x_3$, 3개의 자료가 있을 때, 확률분포함수

- $f(x_1, x_2, x_3) = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi \cdot 1}}\right)^3 \exp\left(-\frac{(x_1 - \mu_0)^2 + (x_2 - \mu_0)^2 + (x_3 - \mu_0)^2}{2 \cdot 1}\right)$

• Likelihood function

- 동일한 함수이나, μ_0 를 변수로 인식.

- $L(\mu_0; x_1, x_2, x_3) = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi \cdot 1}}\right)^3 \exp\left(-\frac{(\mu_0 - x_1)^2 + (\mu_0 - x_2)^2 + (\mu_0 - x_3)^2}{2 \cdot 1}\right)$

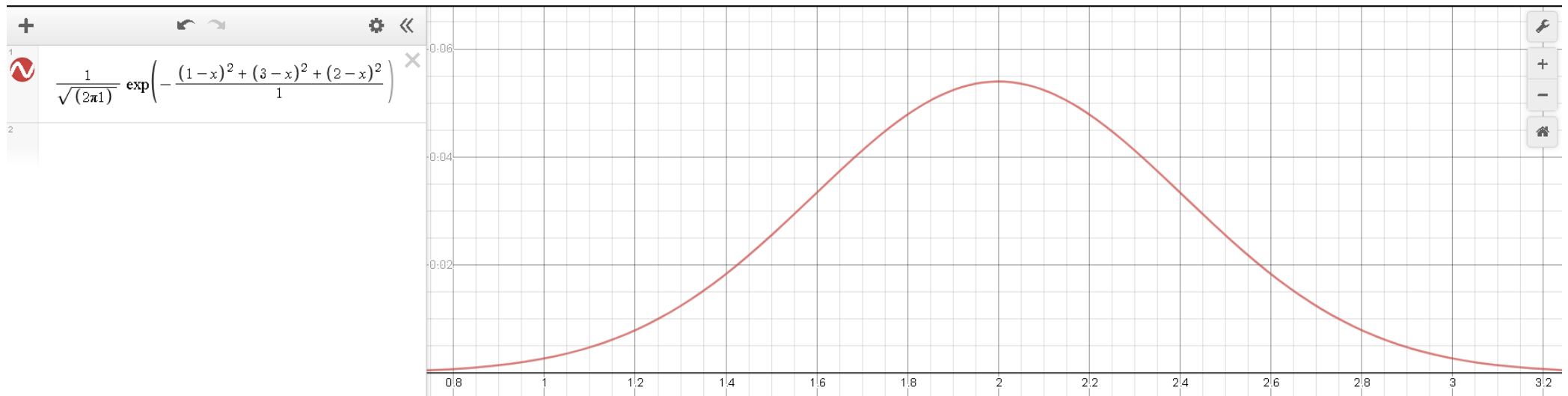
- $X_1 = 1, X_2 = 2, X_3 = 3$ 일 때,

- $L(\mu_0; 1, 2, 3) = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi \cdot 1}}\right)^3 \exp\left(-\frac{(\mu_0 - 1)^2 + (\mu_0 - 2)^2 + (\mu_0 - 3)^2}{2 \cdot 1}\right)$

I Likelihood

- Likelihood function

- $$L(\mu_0; 1, 2, 3) = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi \cdot 1}} \right)^3 \exp \left(-\frac{(\mu_0 - 1)^2 + (\mu_0 - 2)^2 + (\mu_0 - 3)^2}{2 \cdot 1} \right)$$
- Graph by <https://www.desmos.com/calculator>

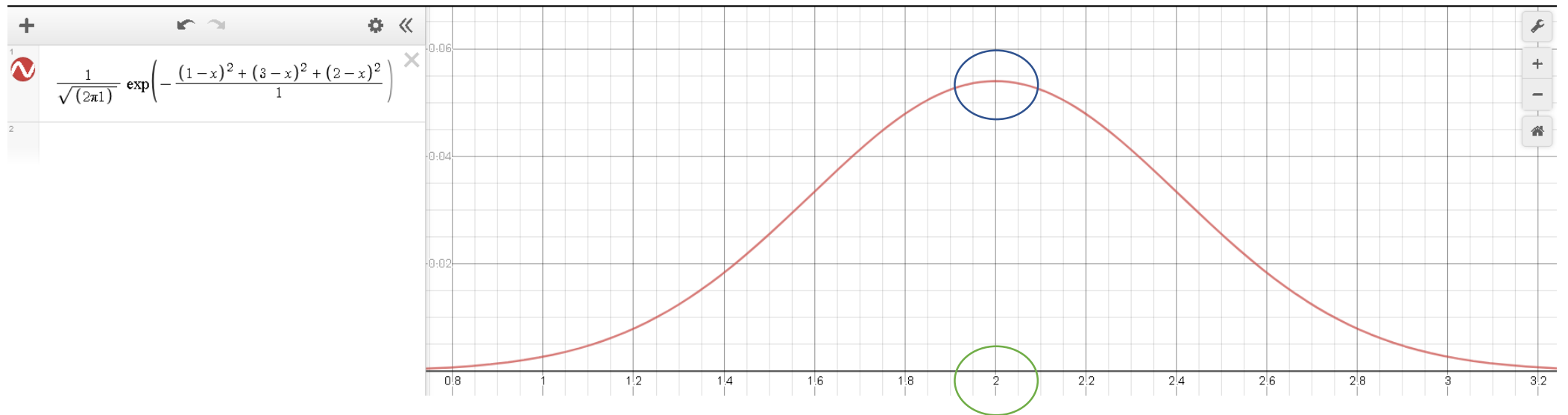


I Likelihood

■ Maximum Likelihood Estimator (MLE)

- 정의: Likelihood를 최대로 만드는 모수의 값.

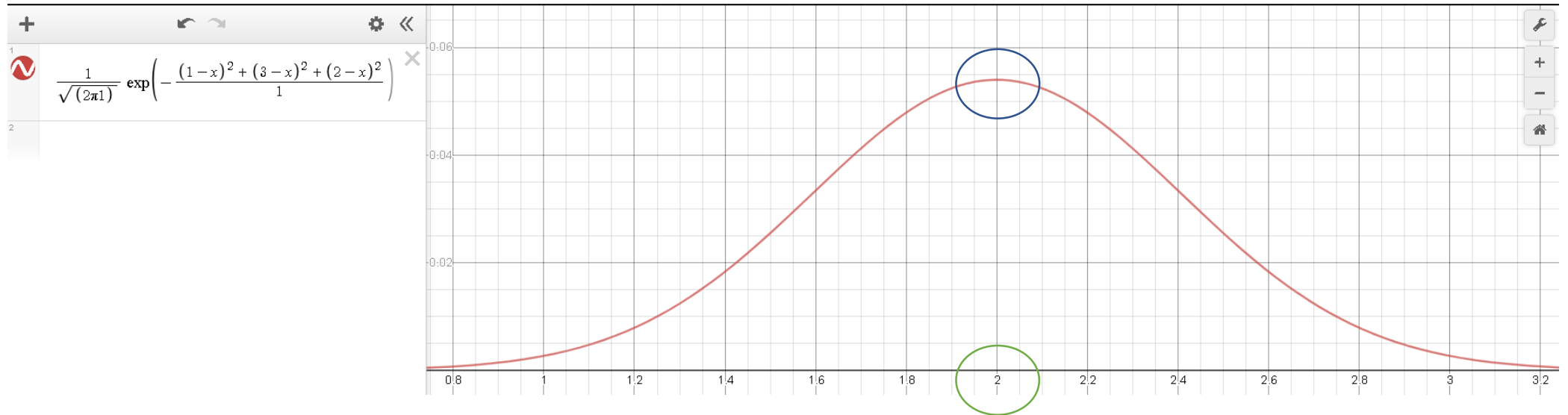
- $L(\mu_0; 1, 2, 3) = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi \cdot 1}} \right)^3 \exp \left(-\frac{(\mu_0 - 1)^2 + (\mu_0 - 2)^2 + (\mu_0 - 3)^2}{2 \cdot 1} \right)$
- 주로 모수에 hat을 붙여 $(\hat{\mu}_0)$ 표현.



I Likelihood

■ Maximum Likelihood Estimator (MLE)

- Likelihood는 μ_0 에 대한 함수
 - $\widehat{\mu}_0$ = 최대값을 가지는 μ_0 → 극대값을 가지는 μ_0 → Likelihood를 μ_0 로 미분해서 0을 만드는 값.



I 미분의 활용 - MLE

■ μ_0 MLE 구하기

• Likelihood 구성

$$\bullet \quad L(\mu_0; 1, 2, 3) = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot 1} \right)^3 \exp \left(-\frac{(\mu_0 - 1)^2 + (\mu_0 - 2)^2 + (\mu_0 - 3)^2}{2 \cdot 1} \right)$$

• 미분하기 용이하도록 log Likelihood 구성

$$\bullet \quad \log L(\mu_0; 1, 2, 3) = -\frac{3}{2} \log(2\pi) - \frac{1}{2} ((\mu_0 - 1)^2 + (\mu_0 - 2)^2 + (\mu_0 - 3)^2)$$

• 미분 실행

$$\bullet \quad \frac{\delta \log L(\mu_0; 1, 2, 3)}{\delta \mu_0} = -\frac{1}{2} (2(\mu_0 - 1) + 2(\mu_0 - 2) + 2(\mu_0 - 3))$$

• 미분한 함수가 0이 되게 하는 $\widehat{\mu}_0$ 를 구해냄.

$$\bullet \quad -\frac{1}{2} (2(\widehat{\mu}_0 - 1) + 2(\widehat{\mu}_0 - 2) + 2(\widehat{\mu}_0 - 3)) = 0$$

$$\bullet \quad 3\widehat{\mu}_0 = 1 + 2 + 3$$

$$\bullet \quad \widehat{\mu}_0 = 2$$

I 미분의 활용 - MLE

■ σ^2 MLE 구하기

- Likelihood 구성, $\lambda = \sigma^2$

- $L(\mu_0; 1, 2, 3) = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi \cdot \lambda}}\right)^3 \exp\left(-\frac{(\mu_0-1)^2 + (\mu_0-2)^2 + (\mu_0-3)^2}{2 \cdot \lambda}\right)$

- 미분하기 용이하도록 log Likelihood 구성

- $\log L(\lambda; 1, 2, 3, \mu_0) = -\frac{3}{2} \log(2\pi\lambda) - \frac{1}{2\lambda} ((\mu_0 - 1)^2 + (\mu_0 - 2)^2 + (\mu_0 - 3)^2)$

- 미분 실행

- $\frac{\partial \log L(\lambda; 1, 2, 3, \mu_0)}{\partial \lambda} = -\frac{3}{2} \cdot \frac{1}{\lambda} + \frac{1}{2} (\lambda)^{-2} ((\mu_0 - 1)^2 + (\mu_0 - 2)^2 + (\mu_0 - 3)^2)$

- 미분한 함수가 0이 되게 하는 $\hat{\lambda}$ 를 구해냄.

- $-\frac{3}{2} \cdot \hat{\lambda} + \frac{1}{2} ((\mu_0 - 1)^2 + (\mu_0 - 2)^2 + (\mu_0 - 3)^2) = 0$

- $\hat{\lambda} = \frac{1}{3} ((\mu_0 - 1)^2 + (\mu_0 - 2)^2 + (\mu_0 - 3)^2)$