

Exponential Family

지수족 분포는 기본적으로 다음과 같이 표현 가능하다.

$$p(x|\eta) = h(x)g(\eta)\exp\eta^T u(x)$$

위 식은 pdf이기 때문에 확률의 정의를 만족한다.

$$\int p(x|\eta) = 1$$

$$\int h(x)g(\eta)\exp[\eta^T u(x)] = 1$$

$$g(\eta) \int h(x)\exp[\eta^T u(x)]dx = 1$$

지수족은 기본적으로 완비충분통계량 $u(x)$ 를 포함하고 있기에 위 형태로 인수분해한다면 완비충분통계량을 쉽게 구할 수 있으며 이에 따라 MVUE도 쉽게 구할 수 있다.

1. Bernoulli Distribution

베르누이 분포는 다음과 같다.

$$p(x|\mu) = \text{Bern}(x|\mu) = \mu^x (1-\mu)^{1-x}$$

양변에 \ln 을 취해주면,

$$\ln p(x|\mu) = x \ln \mu + (1-x) \ln(1-\mu)$$

양변에 \exp 를 취해주면,

$$p(x|\mu) = \exp[x \ln \mu + (1-x) \ln(1-\mu)] = (1-\mu) \exp[\ln(\frac{\mu}{1-\mu})x]$$

위 식에서 $\eta = \ln(\frac{\mu}{1-\mu})$ 로 두면, $\mu = \frac{\exp(\eta)}{1+\exp(\eta)} = \frac{1}{1+\exp(-\eta)} = \sigma(\eta)$ 로 표현 가능하다.

그런데 $1-\mu = 1-\sigma(\eta) = \sigma(-\eta)$ 이므로 다음과 같이 표현가능하다.

$$p(x|\mu) = \sigma(-\eta) \exp(\eta x)$$

$$\text{where } u(x) = x, h(x) = 1, g(\eta) = \sigma(-\eta)$$

2. Gaussian Distribution

가우시안 분포는 식 자체에 \exp 항이 있어 바로 표현가능하다.

$$\begin{aligned} p(x|\mu, \sigma^2) &= \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2}(x-\mu)^2\right] \\ &= \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2}x^2 + \frac{\mu}{\sigma^2}x - \frac{1}{2\sigma^2}\mu^2\right] \end{aligned}$$

$$\text{where, } \eta = \begin{pmatrix} \mu/\sigma^2 \\ -1/2\sigma^2 \end{pmatrix}$$

$$g(\eta) = (-2\eta_2)^{1/2} \exp(\frac{\eta_1^2}{4\eta_2})$$

$$u(x) = \begin{pmatrix} x \\ x^2 \end{pmatrix}$$

$$h(x) = (2\pi)^{-1/2}$$

3. Maximum Likelihood Estimator and Sufficient Statistics

MLE를 찾기 위해 일반적인 지수족의 pdf식을 미분하면,

$$\begin{aligned}\frac{d}{d\eta}(g(\eta) \int h(x) \exp[\eta^T u(x)] dx &= 1) \\ \nabla g(\eta) \int h(x) \exp[\eta^T u(x)] dx + g(\eta) \int h(x) \exp[\eta^T u(x)] u(x) dx &= 0 \\ \int h(x) \exp[\eta^T u(x)] dx &= \frac{1}{g(\eta)} \text{이므로,} \\ -\frac{1}{g(\eta)} \nabla g(\eta) &= g(\eta) \int h(x) \exp[\eta^T u(x)] u(x) dx = E(u(x)) \\ \frac{1}{g(\eta)} \nabla g(\eta) &\text{는 } \nabla \ln(g(\eta)) \text{이므로,} \\ -\nabla \ln g(\eta) &= g(\eta) \int h(x) \exp[\eta^T u(x)] u(x) dx = E(u(x))\end{aligned}$$

만약 여러 개의 관측 데이터라면, likelihood는 다음과 같다.

$$p(x|\eta) = (\prod_{n=1}^N h(x[n])) g(\eta)^N \exp[\eta^T \sum_{n=1}^N u(x[n])]$$

앞선 경우와 같이 미분 후 0으로 두고 정리하면 다음과 같고, 해당 식을 만족하는 η 값이 MLE가 된다.

$$-\nabla \ln g(\eta_{ML}) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N u(x[n])$$