

نشان دهیم که $P(n, m) = P(m, n)$ است. برای این منظور، فرض کنیم X_1, X_2, \dots, X_n متغیرهای تصادفی مستقل و یکسان باشند که هر کدام دارای توزیع $P(x)$ باشند. در این صورت، داریم:

$$P(n, m) = \sum_{x_1, \dots, x_n} P(x_1) \cdots P(x_n) \cdot \mathbb{I}(x_1 + \dots + x_n = m)$$

$$P(m, n) = \sum_{x_1, \dots, x_m} P(x_1) \cdots P(x_m) \cdot \mathbb{I}(x_1 + \dots + x_m = n)$$

با تغییر نام متغیرها، می‌توانیم نشان دهیم که این دو عبارت یکسان هستند.

فرض کنیم X_1, X_2, \dots, X_m متغیرهای تصادفی مستقل و یکسان باشند که هر کدام دارای توزیع $P(x)$ باشند. در این صورت، داریم:

$$P(m, n) = \sum_{x_1, \dots, x_m} P(x_1) \cdots P(x_m) \cdot \mathbb{I}(x_1 + \dots + x_m = n)$$

با تغییر نام متغیرها، می‌توانیم نشان دهیم که این دو عبارت یکسان هستند.

فرض کنیم X_1, X_2, \dots, X_n متغیرهای تصادفی مستقل و یکسان باشند که هر کدام دارای توزیع $P(x)$ باشند. در این صورت، داریم:

$$P(n, m) = \sum_{x_1, \dots, x_n} P(x_1) \cdots P(x_n) \cdot \mathbb{I}(x_1 + \dots + x_n = m)$$

با تغییر نام متغیرها، می‌توانیم نشان دهیم که این دو عبارت یکسان هستند.

$$P(m, n) = \sum_{x_1, \dots, x_m} P(x_1) \cdots P(x_m) \cdot \mathbb{I}(x_1 + \dots + x_m = n)$$

با تغییر نام متغیرها، می‌توانیم نشان دهیم که این دو عبارت یکسان هستند.

Date: / /

Subject:

$P(w_i | w_j) = \int_{\mathcal{E}_i} P(w_i | w_j) d\mu$

① $P(w_i | w_j) = \int_{\mathcal{E}_i} P(w_i | w_j) d\mu$

② $P(w_i | w_j) = \int_{\mathcal{E}_i} P(w_i | w_j) d\mu$

③ $P(w_i | w_j) = \int_{\mathcal{E}_i} P(w_i | w_j) d\mu$

④ $P(w_i | w_j) = \int_{\mathcal{E}_i} P(w_i | w_j) d\mu$

⑤ $P(w_i | w_j) = \int_{\mathcal{E}_i} P(w_i | w_j) d\mu$

⑥ $P(w_i | w_j) = \int_{\mathcal{E}_i} P(w_i | w_j) d\mu$

⑦ $P(w_i | w_j) = \int_{\mathcal{E}_i} P(w_i | w_j) d\mu$

⑧ $P(w_i | w_j) = \int_{\mathcal{E}_i} P(w_i | w_j) d\mu$

⑨ $P(w_i | w_j) = \int_{\mathcal{E}_i} P(w_i | w_j) d\mu$

⑩ $P(w_i | w_j) = \int_{\mathcal{E}_i} P(w_i | w_j) d\mu$

⑪ $P(w_i | w_j) = \int_{\mathcal{E}_i} P(w_i | w_j) d\mu$

⑫ $P(w_i | w_j) = \int_{\mathcal{E}_i} P(w_i | w_j) d\mu$

⑬ $P(w_i | w_j) = \int_{\mathcal{E}_i} P(w_i | w_j) d\mu$

⑭ $P(w_i | w_j) = \int_{\mathcal{E}_i} P(w_i | w_j) d\mu$

⑮ $P(w_i | w_j) = \int_{\mathcal{E}_i} P(w_i | w_j) d\mu$

⑯ $P(w_i | w_j) = \int_{\mathcal{E}_i} P(w_i | w_j) d\mu$

⑰ $P(w_i | w_j) = \int_{\mathcal{E}_i} P(w_i | w_j) d\mu$

⑱ $P(w_i | w_j) = \int_{\mathcal{E}_i} P(w_i | w_j) d\mu$

⑲ $P(w_i | w_j) = \int_{\mathcal{E}_i} P(w_i | w_j) d\mu$

⑳ $P(w_i | w_j) = \int_{\mathcal{E}_i} P(w_i | w_j) d\mu$

㉑ $P(w_i | w_j) = \int_{\mathcal{E}_i} P(w_i | w_j) d\mu$

㉒ $P(w_i | w_j) = \int_{\mathcal{E}_i} P(w_i | w_j) d\mu$

برای هر x و y داریم: $P(x, y) = \frac{1}{Z} \sum_{i=1}^n \exp(-\lambda_i x - \lambda_i y)$

$$P(x, y) = \frac{1}{Z} \sum_{i=1}^n \exp(-\lambda_i x - \lambda_i y)$$

نشان دهید که:

طبق فرضیات، داریم:

$$L(\theta) = \sum_{i=1}^n \log P(x_i, y_i) = \sum_{i=1}^n \log \left(\frac{1}{Z} \sum_{j=1}^n \exp(-\lambda_j x_i - \lambda_j y_i) \right)$$

برای هر x و y داریم: $P(x, y) = \frac{1}{Z} \sum_{i=1}^n \exp(-\lambda_i x - \lambda_i y)$

$$\frac{\partial L(\theta)}{\partial \lambda_i} = \sum_{j=1}^n \frac{\partial}{\partial \lambda_i} \log \left(\frac{1}{Z} \sum_{k=1}^n \exp(-\lambda_k x - \lambda_k y) \right)$$

نشان دهید که:

$$\frac{\partial L(\theta)}{\partial \lambda_i} = \sum_{j=1}^n \frac{\partial}{\partial \lambda_i} \log \left(\frac{1}{Z} \sum_{k=1}^n \exp(-\lambda_k x - \lambda_k y) \right)$$

$$= \sum_{j=1}^n \frac{\partial}{\partial \lambda_i} \log \left(\frac{1}{Z} \sum_{k=1}^n \exp(-\lambda_k x - \lambda_k y) \right)$$

$$= \sum_{j=1}^n \frac{\partial}{\partial \lambda_i} \log \left(\frac{1}{Z} \sum_{k=1}^n \exp(-\lambda_k x - \lambda_k y) \right)$$

نشان دهید که:

$$P(x, y) = \frac{1}{Z} \sum_{i=1}^n \exp(-\lambda_i x - \lambda_i y)$$

نشان دهید که:

① $\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{P_n(x)}{P_{n+1}(x)}$ is a limit of a sequence of functions.
 where n is n if $\frac{P_n(x)}{P_{n+1}(x)} > 0$ then $\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{P_n(x)}{P_{n+1}(x)} = 0$

لا شيء في النهاية

② $P_n(x) = P_{n-1}(x) + P_{n-2}(x)$ is a recurrence relation.

$$E_n = \int_{-1}^1 P_{n-1}(x) P_n(x) dx$$

$$E_n = \int_{-1}^1 P_{n-1}(x) P_n(x) dx$$

is a limit of a sequence of functions.
 where n is n if $\frac{P_n(x)}{P_{n+1}(x)} > 0$ then $\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{P_n(x)}{P_{n+1}(x)} = 0$

$$P_n(x) = P_{n-1}(x) + P_{n-2}(x)$$

$$P_n(x) = P_{n-1}(x) + P_{n-2}(x)$$

$$P_n(x) = P_{n-1}(x) + P_{n-2}(x)$$

is a limit of a sequence of functions.
 where n is n if $\frac{P_n(x)}{P_{n+1}(x)} > 0$ then $\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{P_n(x)}{P_{n+1}(x)} = 0$

③ فرض کنید X یک متغیر تصادفی گوسی با میانگین μ و ماتریس کوواریانس Σ باشد. احتمال اینکه X در یک ناحیه مشخص قرار گیرد را محاسبه کنید.

$$P_0 = \int_{\mathbb{R}^n} \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^n |\Sigma|}} e^{-\frac{1}{2}(x-\mu)^T \Sigma^{-1} (x-\mu)} dx$$

این یک توزیع گوسی چندمتغیره است. برای محاسبه آن، می‌توانیم از تغییر متغیر استفاده کنیم.

$$N(\mu, \Sigma) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^n |\Sigma|}} e^{-\frac{1}{2}(x-\mu)^T \Sigma^{-1} (x-\mu)}$$

$$= \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^n |\Sigma|}} e^{-\frac{1}{2}(x-\mu)^T \Sigma^{-1} (x-\mu)}$$

$$= \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^n |\Sigma|}} e^{-\frac{1}{2}(x-\mu)^T \Sigma^{-1} (x-\mu)}$$

$$= \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^n |\Sigma|}} e^{-\frac{1}{2}(x-\mu)^T \Sigma^{-1} (x-\mu)}$$

$$= \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^n |\Sigma|}} e^{-\frac{1}{2}(x-\mu)^T \Sigma^{-1} (x-\mu)}$$

$$= \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^n |\Sigma|}} e^{-\frac{1}{2}(x-\mu)^T \Sigma^{-1} (x-\mu)}$$

فرض کنید دو متغیر تصادفی X و Y دارای توزیع مشترک $P(x, y)$ باشند.

$$P(x, y) = \frac{1}{Z} \exp\left(-\frac{1}{2}(x - \mu_1, y - \mu_2)^T \Sigma^{-1} (x - \mu_1, y - \mu_2)\right)$$

$$Z = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2}(x - \mu_1, y - \mu_2)^T \Sigma^{-1} (x - \mu_1, y - \mu_2)\right) dx dy$$

$$Z = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2}(x - \mu_1, y - \mu_2)^T \Sigma^{-1} (x - \mu_1, y - \mu_2)\right) dx dy$$

$$Z = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2}(x - \mu_1, y - \mu_2)^T \Sigma^{-1} (x - \mu_1, y - \mu_2)\right) dx dy$$

$$Z = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2}(x - \mu_1, y - \mu_2)^T \Sigma^{-1} (x - \mu_1, y - \mu_2)\right) dx dy$$

$$Z = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2}(x - \mu_1, y - \mu_2)^T \Sigma^{-1} (x - \mu_1, y - \mu_2)\right) dx dy$$

$$Z = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2}(x - \mu_1, y - \mu_2)^T \Sigma^{-1} (x - \mu_1, y - \mu_2)\right) dx dy$$

$$Z = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2}(x - \mu_1, y - \mu_2)^T \Sigma^{-1} (x - \mu_1, y - \mu_2)\right) dx dy$$

$$Z = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2}(x - \mu_1, y - \mu_2)^T \Sigma^{-1} (x - \mu_1, y - \mu_2)\right) dx dy$$

$$Z = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2}(x - \mu_1, y - \mu_2)^T \Sigma^{-1} (x - \mu_1, y - \mu_2)\right) dx dy$$

$$Z = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2}(x - \mu_1, y - \mu_2)^T \Sigma^{-1} (x - \mu_1, y - \mu_2)\right) dx dy$$

$$Z = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2}(x - \mu_1, y - \mu_2)^T \Sigma^{-1} (x - \mu_1, y - \mu_2)\right) dx dy$$

$$Z = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2}(x - \mu_1, y - \mu_2)^T \Sigma^{-1} (x - \mu_1, y - \mu_2)\right) dx dy$$

$$Z = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2}(x - \mu_1, y - \mu_2)^T \Sigma^{-1} (x - \mu_1, y - \mu_2)\right) dx dy$$

$$Z = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2}(x - \mu_1, y - \mu_2)^T \Sigma^{-1} (x - \mu_1, y - \mu_2)\right) dx dy$$

$$Z = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{1}{2}(x - \mu_1, y - \mu_2)^T \Sigma^{-1} (x - \mu_1, y - \mu_2)\right) dx dy$$

از طرف دیگر

توزیع مشترک

$$P(x, y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} P(x, y, u, v) du dv$$

Date: / /

Subject:

المعادلة الأولى هي: $\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}$ (1)

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon} \Rightarrow \mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} = \boldsymbol{\varepsilon}$$

$$\mathbf{0} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}$$

$$\mathbf{0} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}$$

$$\mathbf{0} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}$$

$$(\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})^T (\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}) = \boldsymbol{\varepsilon}^T \boldsymbol{\varepsilon}$$

$$= (\mathbf{y}^T - \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T) (\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})$$

$$= \mathbf{y}^T \mathbf{y} - \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{y} - \mathbf{y}^T \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{X} \boldsymbol{\beta}$$

$$\Rightarrow (\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})^T (\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}) = \boldsymbol{\varepsilon}^T \boldsymbol{\varepsilon} = \mathbf{y}^T \mathbf{y} - \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{y} - \mathbf{y}^T \mathbf{X} \boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{X} \boldsymbol{\beta}$$

At 2.47 p.m. I went to the house of the

$$P(\omega_1) > \dots > P(\omega_n) \mid (P(\omega_1) - P(\omega_n))$$

Pleasure, Pleasure (Pleasure)

$$l, \quad \gamma(w(w)) = 1 \quad \text{if } w \text{ is a word}$$
$$\rho(-\frac{1}{2}(a+b)) = (a-b)^T (a-b)$$

191

$\Delta \sigma = \sigma - \sigma_0$
 $\Delta \sigma = \sigma - \sigma_0$
 $\Delta \sigma = \sigma - \sigma_0$

$$m \mu_1 \sim 0 \quad (m, \mu_1)^T (m, \mu_1) = (m, \mu_1)^T (m, \mu_1) < 0$$

$$m \mu_1 \sim 0 \quad (m, \mu_1)^T (m, \mu_1) = (m, \mu_1)^T (m, \mu_1) < 0$$

$$m (\mu_1^T, \mu_1^T)^T + m^T (\mu_1 - \mu_1) = \mu_1^T \mu_1 + \mu_1^T \mu_1 < 0$$

$$m^T \mu_1 = \mu_1^T \mu_1$$

$$m (\mu_1, \mu_1)^T < \mu_1^T \mu_1 = \mu_1^T \mu_1$$

$$m < \frac{\mu_1^T \mu_1}{\mu_1^T \mu_1} \quad \mu_1$$

المعادلة (b) هي المعادلة الأساسية

$$\frac{P(u|v)}{P(u|w)} \geq \frac{P(u|v)}{P(u|w)} \quad \frac{1}{v_0}$$

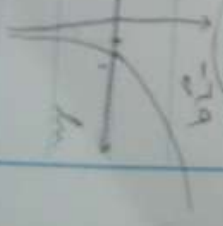
$$L(u|v) = \frac{1}{v_0} \left((u, \mu_1)^T (u, \mu_1) - (u, \mu_1)^T (u, \mu_1) \right) > 0$$

$$\left((u, \mu_1)^T (u, \mu_1) - (u, \mu_1)^T (u, \mu_1) \right) \geq 0 \quad (u, \mu_1)$$

$$m (\mu_1, \mu_1)^T + \mu_1^T \mu_1 = \mu_1^T \mu_1 \quad \mu_1$$

$$m (\mu_1, \mu_1)^T + \mu_1^T \mu_1 = \mu_1^T \mu_1$$

$$m (\mu_1, \mu_1)^T \quad \mu_1$$



Let $\mu = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n)$ be a vector in \mathbb{R}^n and σ^2 be a scalar. Then the probability density function of a multivariate normal distribution is given by:

$$f(x) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |\Sigma|^{1/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} (x - \mu)^T (x - \mu)\right\}$$

where Σ is the covariance matrix, which is a symmetric positive definite matrix.

(Note: Σ is a $n \times n$ matrix)

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \dots & \sigma_{1n} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} & \dots & \sigma_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{n1} & \sigma_{n2} & \dots & \sigma_{nn} \end{bmatrix}$$

where $\sigma_{ij} = \text{Cov}(X_i, X_j)$ is the covariance between the random variables X_i and X_j .

$$\sigma_{ij} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)(x_{kj} - \bar{x}_j)$$

$$\bar{x}_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_{ki}$$

$$\bar{x}_j = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_{kj}$$

$$\sigma_{ii} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)^2$$

where \bar{x}_i is the sample mean of the i -th variable.

$$\sigma_{ij} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)(x_{kj} - \bar{x}_j)$$

$$\sigma_{ii} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)^2$$

$$\sigma_{ij} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)(x_{kj} - \bar{x}_j)$$

$$\sigma_{ii} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)^2$$

$$\sigma_{ij} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)(x_{kj} - \bar{x}_j)$$

$$\sigma_{ii} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)^2$$

$$\sigma_{ij} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)(x_{kj} - \bar{x}_j)$$

$$\sigma_{ii} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)^2$$

$$\sigma_{ij} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)(x_{kj} - \bar{x}_j)$$

$$\sigma_{ii} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)^2$$

$$\sigma_{ij} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)(x_{kj} - \bar{x}_j)$$

$$\sigma_{ii} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)^2$$

$$\sigma_{ij} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)(x_{kj} - \bar{x}_j)$$

$$\sigma_{ii} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)^2$$

$$\sigma_{ij} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)(x_{kj} - \bar{x}_j)$$

$$\sigma_{ii} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)^2$$

$$\sigma_{ij} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)(x_{kj} - \bar{x}_j)$$

$$\sigma_{ii} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)^2$$

$$\sigma_{ij} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_i)(x_{kj} - \bar{x}_j)$$

داده شده است که A و B ماتریسهای $n \times n$ باشند و A متقارن و B متماثل باشد. فرض کنید A و B دارای همان بردارهای ویژه باشند. اگر A و B دارای همان بردارهای ویژه باشند، آنگاه A و B همزمانی هستند.

$$P(A) = \frac{1}{n} \text{tr}(A) \quad \text{و} \quad P(B) = \frac{1}{n} \text{tr}(B)$$

$$P(A+B) = \frac{1}{n} \text{tr}(A+B) = \frac{1}{n} (\text{tr}(A) + \text{tr}(B)) = P(A) + P(B)$$

بنابراین $P(A+B) = P(A) + P(B)$ و این نشان می‌دهد که A و B همزمانی هستند.

$$P(A+B) = \frac{1}{n} \text{tr}(A+B) = \frac{1}{n} (\text{tr}(A) + \text{tr}(B)) = P(A) + P(B)$$

ماتریس A و B دارای همان بردارهای ویژه هستند.

$$P(A+B) = \frac{1}{n} \text{tr}(A+B) = \frac{1}{n} (\text{tr}(A) + \text{tr}(B)) = P(A) + P(B)$$

$$P(A+B) = \frac{1}{n} \text{tr}(A+B) = \frac{1}{n} (\text{tr}(A) + \text{tr}(B)) = P(A) + P(B)$$

A

$$P(A+B) = \frac{1}{n} \text{tr}(A+B) = \frac{1}{n} (\text{tr}(A) + \text{tr}(B)) = P(A) + P(B)$$

$$P(A+B) = \frac{1}{n} \text{tr}(A+B) = \frac{1}{n} (\text{tr}(A) + \text{tr}(B)) = P(A) + P(B)$$

$$P(A+B) = \frac{1}{n} \text{tr}(A+B) = \frac{1}{n} (\text{tr}(A) + \text{tr}(B)) = P(A) + P(B)$$

$$P(A+B) = \frac{1}{n} \text{tr}(A+B) = \frac{1}{n} (\text{tr}(A) + \text{tr}(B)) = P(A) + P(B)$$

$$P(A+B) = \frac{1}{n} \text{tr}(A+B) = \frac{1}{n} (\text{tr}(A) + \text{tr}(B)) = P(A) + P(B)$$

$$P(A+B) = \frac{1}{n} \text{tr}(A+B) = \frac{1}{n} (\text{tr}(A) + \text{tr}(B)) = P(A) + P(B)$$

$$H(p_1, \dots, p_n) = -\sum_{i=1}^n p_i \log_2 p_i$$

Die Entropie ist eine Maßzahl für die Unschärfe oder den Informationsgehalt einer Wahrscheinlichkeitsverteilung. Sie ist maximal, wenn alle Ereignisse mit gleicher Wahrscheinlichkeit auftreten.

Bei einer binomialen Verteilung mit n Versuchen und p Erfolgswahrscheinlichkeit gilt:

$$H(p) = -p \log_2 p - (1-p) \log_2 (1-p)$$

Die Entropie ist eine Funktion der Wahrscheinlichkeit p .

$$\frac{\partial H(p)}{\partial p} = -\log_2 p + \log_2 (1-p)$$

$$= \log_2 \left(\frac{1-p}{p} \right)$$

Die Entropie ist eine Funktion der Wahrscheinlichkeit p .

$$H(p) = -p \log_2 p - (1-p) \log_2 (1-p)$$

$$\frac{\partial H(p)}{\partial p} = -\log_2 p + \log_2 (1-p)$$

$$= \log_2 \left(\frac{1-p}{p} \right)$$

$$= \log_2 \left(\frac{1-p}{p} \right)$$

$P(X=x) \rightarrow N(\mu, \sigma^2)$
 $P(X=x) \sim \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$
 constant $C = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}}$

قسمة باطله
 قسمة باطله
 قسمة باطله

$\rightarrow P(X=x) > \frac{P(X=x)}{P(X=x)}$
 (تفاوت)

$\frac{P(X=x)}{P(X=x)} = \frac{1}{b-a}$
 (تفاوت)

$\frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} = \frac{P(X=x)}{P(X=x)}$

$\ln\left(e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}\right) = \ln\left(\frac{P(X=x)}{P(X=x)}\right)$

$\int \frac{(x-\mu)^2}{\sigma^2} = \int \frac{P(X=x)}{P(X=x)}$

$\frac{x-\mu}{\sigma} = \int \frac{P(X=x)}{P(X=x)}$

$x = \mu \pm \sigma \sqrt{\frac{P(X=x)}{P(X=x)}}$

(تفاوت)

$$\int_{R_1} (-\cos a) U(b, am) \cdot \frac{1}{a} \ln \frac{1}{1 - \cos a} \cdot \frac{1}{a} \ln \frac{1}{1 - \cos a} \cdot \frac{1}{a} \ln \frac{1}{1 - \cos a}$$

$$P_e = P(u) \int_{R_1} P(m|u) du + P(u) \int_{R_1} P(m|u) du$$

$$= P(u) \int_a^b P(m|u) du < \int_a^b P(m|u) du$$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln \left(\frac{P(m_i)}{P(u)} \right) \geq 0$$

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln \left(\frac{P(m_i)}{P(u)} \right) \geq 0 \Rightarrow \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln P(m_i) \geq \ln P(u)$$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \left\{ R_1(-\cos a) U(b, am) \cdot \frac{1}{a} \ln \frac{1}{1 - \cos a} \cdot \frac{1}{a} \ln \frac{1}{1 - \cos a} \cdot \frac{1}{a} \ln \frac{1}{1 - \cos a} \right\}$$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P_e = P(u) \int_{R_1} P(m|u) du + P(u) \int_{R_1} P(m|u) du$$

$$P(u) \int_{R_1} P(m|u) du + P(u) \int_{R_1} P(m|u) du$$

$$P_e \leq P(u) \int_{R_1} P(m|u) du + P(u) \int_{R_1} P(m|u) du$$

$$\int_a^b P(u) du \geq \int_a^b \frac{1}{e} \ln \frac{1}{1 - \cos a} \cdot \frac{1}{e} \ln \frac{1}{1 - \cos a} \cdot \frac{1}{e} \ln \frac{1}{1 - \cos a}$$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \ln \left(\frac{P(m_i)}{P(u)} \right) \geq 0$$

۱۷) در آمار، شیب پهنای پیرامون، احتمال رخ دادن شیوه (۱) است و خط (۰) ۱-۲

n داده ها x_1, x_2, \dots, x_n که هر یک از آنها می تواند فقط ۰ یا ۱ باشد $x_i \in \{0, 1\}$

نشان دهید که تخمین ML برای θ به دست می آید $\hat{\theta}_{ML} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$

فرض کنید x_1, x_2, \dots, x_n متغیرهای تصادفی مستقل و همبسته باشند که هر یک از آنها دارای توزیع دینامی $P(x; \theta) = \theta^x (1-\theta)^{1-x}$ است. θ را تخمین بزنید.

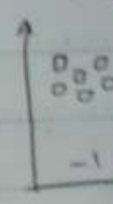
$$\frac{\partial}{\partial \theta} \left(\theta^{x_i} (1-\theta)^{1-x_i} \right) = 0$$

log likelihood $\rightarrow L(\theta) = \ln(P(x; \theta)) = \sum_{i=1}^n (x_i \ln(\theta) + (1-x_i) \ln(1-\theta))$
 به دست آوردن بیشترین ML از θ $\rightarrow \max_{\theta}$

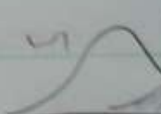
$$\frac{dL}{d\theta} = \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_i}{\theta} - \frac{1-x_i}{1-\theta} \right) = 0$$

$$\Rightarrow \hat{\theta} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$$

این داده ها را در نظر بگیرید



این نوع داده ها



$$S(x) = P(x=1)$$

میانگین و واریانس
 و انحراف معیار
 و احتمال رخ دادن

داده شده است: M و N دو ماتریس $n \times n$ و C ماتریس $n \times n$ باشد.

فرض کنید M و N دو ماتریس $n \times n$ و C ماتریس $n \times n$ باشد.

فرض کنید M و N دو ماتریس $n \times n$ و C ماتریس $n \times n$ باشد.

فرض کنید M و N دو ماتریس $n \times n$ و C ماتریس $n \times n$ باشد.

فرض کنید M و N دو ماتریس $n \times n$ و C ماتریس $n \times n$ باشد.

$$L(M) = \frac{1}{n} \log \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \lambda_i(M) \right)$$

$$L(N) = \frac{1}{n} \log \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \lambda_i(N) \right)$$

فرض کنید M و N دو ماتریس $n \times n$ و C ماتریس $n \times n$ باشد.

فرض کنید M و N دو ماتریس $n \times n$ و C ماتریس $n \times n$ باشد.

فرض کنید M و N دو ماتریس $n \times n$ و C ماتریس $n \times n$ باشد.

فرض کنید M و N دو ماتریس $n \times n$ و C ماتریس $n \times n$ باشد.

فرض کنید M و N دو ماتریس $n \times n$ و C ماتریس $n \times n$ باشد.

فرض کنید M و N دو ماتریس $n \times n$ و C ماتریس $n \times n$ باشد.

فرض کنید M و N دو ماتریس $n \times n$ و C ماتریس $n \times n$ باشد.

$$I_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

سبب: چونکه $\hat{\theta}$ یک متغیر تصادفی است، $I_{\hat{\theta}}$ نیز یک متغیر تصادفی است. $E[I_{\hat{\theta}}] = \frac{1}{\sigma^2}$

$$E[(\hat{\theta} - \theta)^2] = \frac{1}{I_{\hat{\theta}}}$$

برای تخمین θ از میانگین نمونه استفاده می‌کنیم. $\hat{\theta} = \bar{X}$. $E[\hat{\theta}] = \theta$. $\text{var}(\hat{\theta}) = \frac{\sigma^2}{N}$. $E[(\hat{\theta} - \theta)^2] = \frac{\sigma^2}{N}$. $I_{\hat{\theta}} = \frac{1}{\sigma^2/N} = \frac{N}{\sigma^2}$.

$$\frac{\partial L}{\partial \sigma^2} = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2 - \frac{N}{\sigma^2}$$

$$\frac{\partial L}{\partial \mu} = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu) = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^N x_i - \frac{N}{\sigma^2}$$

$$E\left[\frac{\partial L}{\partial \mu}\right] = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^N \mu - \frac{N}{\sigma^2} = \frac{1}{\sigma^2} (N\mu - N\mu) = 0$$

از این نتیجه می‌گیریم که $\hat{\mu}$ یک تخمینگر بی‌سازگاری است. $E[\hat{\mu}] = \mu$. $\text{var}(\hat{\mu}) = \frac{\sigma^2}{N}$. $E[(\hat{\mu} - \mu)^2] = \frac{\sigma^2}{N}$. $I_{\hat{\mu}} = \frac{1}{\sigma^2/N} = \frac{N}{\sigma^2}$.

$$\frac{\partial L}{\partial \sigma^2} = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2 - \frac{N}{\sigma^2}$$

$$\frac{\partial L}{\partial \mu} = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)$$

$$E[(\hat{\mu} - \mu)^2] = \frac{\sigma^2}{N}$$

به عنوان نتیجه می‌گیریم که $\hat{\mu}$ یک تخمینگر بی‌سازگاری است. $E[\hat{\mu}] = \mu$. $\text{var}(\hat{\mu}) = \frac{\sigma^2}{N}$. $E[(\hat{\mu} - \mu)^2] = \frac{\sigma^2}{N}$. $I_{\hat{\mu}} = \frac{1}{\sigma^2/N} = \frac{N}{\sigma^2}$.

$$E\left[\frac{\partial L}{\partial \sigma^2}\right] = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^N \mu^2 - \frac{N}{\sigma^2} = \frac{1}{\sigma^2} (N\mu^2 - N\mu^2) = 0$$

$$E\left[\frac{\partial L}{\partial \mu}\right] = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^N \mu = \frac{1}{\sigma^2} (N\mu - N\mu) = 0$$

نتیجه:

Date :

(در بیان و معنی و لغت و تاریخ)

Subject :

در بیان و معنی و لغت و تاریخ (در بیان و معنی و لغت و تاریخ)

$$\frac{1}{\text{var}(\hat{\beta}_{MLE})}$$

بین براساس معیار کمترین واریانس و بیشترین دقت در تخمین پارامترها

$$\hat{\beta}_{MLE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \hat{\beta}_{MLE})^2$$

در بیان و معنی و لغت و تاریخ (در بیان و معنی و لغت و تاریخ)

$$\hat{\beta}_{MLE} \sim \frac{\sigma^2}{N} X_{N-1}^T$$

در بیان و معنی و لغت و تاریخ (در بیان و معنی و لغت و تاریخ)

$$E[\hat{\beta}_{MLE}] = \frac{\sigma^2}{N} (N-1) = \frac{N-1}{N} \sigma^2$$

$$\text{var}(\hat{\beta}_{MLE}) = \frac{\sigma^2}{N} \frac{1}{N-1} = \frac{\sigma^2}{N(N-1)}$$

$$\frac{1}{\text{var}(\hat{\beta}_{MLE})} = \frac{1}{\sigma^2} \frac{N(N-1)}{1} = \frac{N(N-1)}{\sigma^2}$$

در بیان و معنی و لغت و تاریخ (در بیان و معنی و لغت و تاریخ)