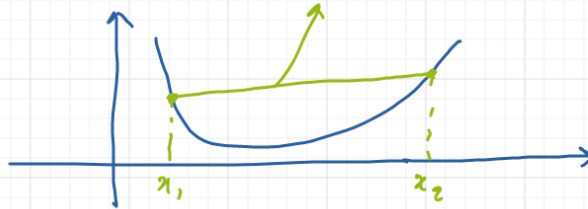


تشریح اولی است: جلسه پنجم 6/7/14

یادآوری: تابع محدب (convex)

$f(x)$ بیرونی بازه (a,b) محدب است:

$$f(\lambda x_1 + (1-\lambda)x_2) \leq \lambda f(x_1) + (1-\lambda)f(x_2) \quad \forall x_1, x_2 \in (a,b) \\ \forall \lambda \in [0,1]$$



Jensen's Ineq.

تساوی یسنی

$f(x)$: یک تابع محدب و \bar{x} یک میانگین متساوی رقتی

$f(x)$ یک تابع محدب و X یک متغیر تصادفی دلخواه

$$f(\mathbb{E}[X]) \leq \mathbb{E}[f(X)]$$

اگر f اکبر از محدب باشد

حالت تساوی \iff با احتمال 1 $X = \mathbb{E}[X]$ یعنی X یک متغیر تصادفی ثابت باشد.

اثبات برای متغیرهای تصادفی گسسته:

استقرار روی اندازه فضای X می‌زنیم:

ابتدا با فرض $|\mathcal{X}| = 2$:

$$X = \{x_1, x_2\}$$

$$\begin{array}{c} \downarrow \\ p_1 \\ \downarrow \\ p_2 \end{array}$$

$$\rightarrow p_1 + p_2 = 1$$

$$\Rightarrow f(\mathbb{E}[X]) = f(p_1 x_1 + \overset{(1-p_1)}{p_2} x_2) \leq p_1 f(x_1) + p_2 f(x_2) = \mathbb{E}[f(X)]$$

$$X = \{x_1, \dots, x_n\}$$

\downarrow \downarrow
 p_1 p_n

$|X| = n$ می‌باشد

$$f(\mathbb{E}[X]) = f(p_1 x_1 + \dots + p_n x_n) = f\left(\underbrace{p_1 x_1 + \dots + p_{n-1} x_{n-1}}_{(1-p_n)} + \underbrace{p_n x_n}_{(1-p_n) + p_n x_n}\right)$$

$$\leq (1-p_n) f(x_1, \dots, x_{n-1}) + p_n f(x_n)$$

$$\leq (1-p_n) [x_1 f(x_1) + \dots + x_{n-1} f(x_{n-1})] + p_n f(x_n)$$

$$= \sum_{i=1}^n p_i f(x_i) = \mathbb{E}[f(X)]$$

$$D(p \parallel z) \geq 0$$

$\forall p, z$ over X

* نامنتی بودن آنزودی منبسی :

- 124 over λ

$$-D(P||Q) = -\sum_{x \in X} P(x) \log \frac{P(x)}{Q(x)}$$

$$= -\mathbb{E} \left[\log \frac{P(X)}{Q(X)} \right] \leq \mathbb{E} \frac{P(X)}{Q(X)}$$

$$= \mathbb{E} \left[\log \frac{Q(X)}{P(X)} \right]$$

$$\begin{aligned} \frac{P(x)}{Q(x)} = C &\iff \log \mathbb{E} \left[\frac{Q(X)}{P(X)} \right] = \log \sum_{\substack{x \in X: \\ P(x) \neq 0}} P(x) \cdot \frac{Q(x)}{P(x)} \\ P(x) = C \cdot Q(x) & \\ \sum_{x: P(x) \neq 0} & \\ 1 = C \cdot 1 & \end{aligned}$$

$$= \mathbb{E} \sum_{x \in X: P(x) \neq 0} Q(x) \leq \log 1 = 0$$

$$\Rightarrow \boxed{D(P||Q) \geq 0}$$

∴ solution

$\Rightarrow \boxed{I(P||Q) \geq 0}$

$1 = C \cdot 1$

$\Leftrightarrow C=1 \Leftrightarrow P(x)=Q(x)$

شرط تساوی :

$P=Q \Leftrightarrow D(P||Q)=0$

اطلاعات متقابل ناشی است :

$I(x; y) = D(P_{xy}(x, y) || P_x(x) \cdot P_y(y)) \geq 0$

$I(x; y) = 0 \Leftrightarrow X \perp Y$

$I(x; y | z) = D(P(x, y, z) || P(x|z) \cdot P(y|z)) \geq 0$

که ان یا برای $H(x)$:

اگر x یک متغیر تصادفی باشد و y یک تابع از آن باشد

کدام یابرای $H(x)$:

اگر X یک متغیر تصادفی با الفبای X باشد آنگاه داریم:

$$H(x) \leq \log_2 |X|$$

• اینبار وقتی کنیم توزیع یکنواخت

$$u(x) = \frac{1}{|X|} \quad : x \in X$$

$$H(u) = - \sum_x \frac{1}{|X|} \log_2 \frac{1}{|X|} = \log_2 |X|$$

• برای P توزیع $P(x)$ ← $H(x) \leq \log_2 |X|$

$$0 \leq D(P \parallel u) = \sum_{x \in X} P(x) \log_2 \frac{P(x)}{u(x)}$$

$$= \sum_x P(x) \log_2 P(x) - \sum_x P(x) \log_2 \frac{1}{|X|}$$

$$= -H(x) + \log_2 |X| \Rightarrow H(x) \leq \log_2 |X|$$

(Information can't hurt)
 (Conditioning Reduces Entropy)

$$I(x; y) = \begin{cases} H(x) - H(x|y) \rightarrow \\ H(y) - H(y|x) \rightarrow \end{cases}$$

↑ : $H(x)$
 ↑ : $H(y)$

Side Information

$X \perp Y \iff H(x|y) = H(x)$
 $\iff H(y|x) = H(y)$

$H(x|y=y) \neq H(x)$ لزوماً رابطه زیر برقرار نیست

$(x_1, \dots, x_n) \sim p(x_1, \dots, x_n)$ *فرمان استقلال:

$(x_1, \dots, x_n) \sim \prod (x_i, \dots, x_n)$

: by sum

$$0 \leq H(X_1, \dots, X_n) \leq \sum_{i=1}^n H(X_i)$$

chain rule \rightarrow

$$= H(X_1) + \underbrace{H(X_2|X_1)} + \dots + \underbrace{H(X_n|X_{n-1}, \dots, X_1)}$$

$$\leq H(X_1) + H(X_2) + \dots + H(X_n)$$

\rightarrow $P(x_1, \dots, x_n) = P(x_1) \dots P(x_n)$

$$P_X \sim X = X_1 = \dots = X_n \quad ; \text{ by } \mathcal{L}_0$$

$$H(X_1, \dots, X_n) = H(X)$$

$$\leq \sum_{i=1}^n H(X_i) = n H(X)$$

: by sum Inequality : by sum

فرض کنید $\{ a_1, \dots, a_n, b_1, \dots, b_n \}$ اعداد حقیقی مثبتی باشند.

$$\sum_{i=1}^n a_i \ln \frac{a_i}{b_i} \geq \left(\sum_{i=1}^n a_i \right) \ln \frac{\left(\sum_{i=1}^n a_i \right)}{\left(\sum_{i=1}^n b_i \right)}$$

$\frac{a_i}{b_i} = \text{const}$

$$\begin{aligned} - \sum_{i=1}^n a_i \ln \frac{a_i}{b_i} &= \sum_{i=1}^n a_i \ln \frac{b_i}{a_i} \\ &= \frac{\left(\sum_{j=1}^n a_j \right)}{\left(\sum_{j=1}^n a_j \right)} \sum_{i=1}^n a_i \ln \frac{b_i}{a_i} \end{aligned}$$

$$= \left(\sum_{j=1}^n a_j \right) \sum_{i=1}^n \frac{a_i}{\left(\sum_{j=1}^n a_j \right)} \ln \frac{b_i}{a_i}$$

$$d \ln a_i = \frac{a_i}{\sum_j a_j}$$

$$= \frac{1}{\left(\sum_{j=1}^n a_j\right)} \sum_{i=1}^n a_i \log \frac{1}{a_i} \quad \text{with } \mathbb{P}(I=i) = \frac{a_i}{\sum_j a_j}$$

$$= \left(\sum_{j=1}^n a_j\right) \sum_{i=1}^n \underbrace{\frac{a_i}{\left(\sum_{j=1}^n a_j\right)}}_{\mathbb{P}_I} \log \frac{b_i}{a_i}$$

Jensen's Ineq

$$\leq \left(\sum_{j=1}^n a_j\right) \log \mathbb{E}_{I \sim \mathbb{P}_I} \left[\frac{b_I}{a_I}\right]$$

$$= \left(\sum_{j=1}^n a_j\right) \log \left(\sum_{i=1}^n \frac{a_i}{\sum_{j=1}^n a_j} \cdot \frac{b_i}{a_i} \right)$$

$$= \left(\sum_{i=1}^n a_i\right) \log \left(\frac{\sum_{i=1}^n b_i}{\sum_{i=1}^n a_i} \right) \quad \checkmark$$