

第3章 渐近均分性

大数定律

独立同分布 (i.i.d) 随机变量, 当 n 很大时, $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$ 近似于期望值 EX 。

渐近均分性:

$\frac{1}{n} \log \frac{1}{p(X_1, X_2, \dots, X_n)}$ 近似于熵 H , 其中 X_1, X_2, \dots, X_n 为独立同分布 (i.i.d) 随机变量,

$p(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 是观察序列 X_1, X_2, \dots, X_n 出现的概率。

当 n 很大时, 一个观察序列出现的概率 $p(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 近似等于 2^{-nH}

$$\frac{1}{n} \log \frac{1}{p(X_1, X_2, \dots, X_n)} = H \Rightarrow p(X_1, X_2, \dots, X_n) = 2^{-nH}$$

典型集: 样本熵近似于真实熵

非典型集: 包含其余的序列。

"几乎一切事件都令人同等的意外"

当 X_1, X_2, \dots, X_n 为 i.i.d. $\sim p(x)$, 则

$$\Pr\{(X_1, X_2, \dots, X_n) : p(X_1, X_2, \dots, X_n) = 2^{-n(H \pm \epsilon)}\} \approx 1$$

定义: 随机变量的收敛。

给定一个随机变量序列 X_1, X_2, \dots 。序列 X_1, X_2, \dots 收敛于随机变量 X 有如下三种情形:

(1) 如果对任意的 $\epsilon > 0$, $\Pr\{|X_n - X| > \epsilon\} \rightarrow 0$, 则称为依概率收敛。

(2) 如果 $E(X_n - X)^2 \rightarrow 0$, 则称为均方收敛。

(3) 如果 $\Pr\{\lim_{n \rightarrow \infty} X_n = X\} = 1$, 则称为以概率1 (或称几乎处处) 收敛。

3.1 渐近均分性定理。

定理 3.1.1 (AEP) 若 X_1, X_2, \dots, X_n 为 i.i.d $\sim p(x)$, 则

$$-\frac{1}{n} \log p(X_1, X_2, \dots, X_n) \rightarrow H(X) \text{ 依概率}$$

$$\text{即对 } \forall \epsilon > 0, \Pr\{|-\frac{1}{n} \log p(X_1, X_2, \dots, X_n) - H(X)| > \epsilon\} \rightarrow 0$$

证明: 独立随机变量的函数依然是独立随机变量。

$$-\frac{1}{n} \log p(X_1, X_2, \dots, X_n) = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \log p(X_i)$$

由弱大数定律

$$\rightarrow -E \log p(X) \text{ 依概率}$$

$$= H(X)$$

定义: 关于 $p(x)$ 的典型集 $A_\varepsilon^{(n)}$ (typical set) 是序列 $(x_1, x_2, \dots, x_n) \in \mathcal{X}^n$ 的集合, 且满足性质:

$$2^{-n(H(X)+\varepsilon)} \leq p(x_1, x_2, \dots, x_n) \leq 2^{-n(H(X)-\varepsilon)}$$

定理 3.1.2

1. 如果 $(x_1, x_2, \dots, x_n) \in A_\varepsilon^{(n)}$, 则 $H(X) - \varepsilon \leq -\frac{1}{n} \log p(x_1, x_2, \dots, x_n) \leq H(X) + \varepsilon$

2. 当 n 充分大时, $\Pr\{A_\varepsilon^{(n)}\} \rightarrow 1 - \varepsilon$

3. $|A_\varepsilon^{(n)}| \leq 2^{n(H(X)+\varepsilon)}$, 其中 $|A|$ 表示集合 A 中的元素个数.

4. 当 n 充分大时, $|A_\varepsilon^{(n)}| \geq (1-\varepsilon) 2^{n(H(X)-\varepsilon)}$

由此可知, 典型集的概率近似为 1, 典型集中的所有元素几乎是等可能的, 且典型集的元素个数近似等于 2^{nH} .

证明:

(1). 由定义知 $2^{-n(H(X)+\varepsilon)} \leq p(x_1, x_2, \dots, x_n) \leq 2^{-n(H(X)-\varepsilon)}$

$$\therefore H(X) - \varepsilon \leq -\frac{1}{n} \log p(x_1, x_2, \dots, x_n) \leq H(X) + \varepsilon.$$

(2) 由于当 $n \rightarrow \infty$ 时, 事件 $(x_1, x_2, \dots, x_n) \in A_\varepsilon^{(n)}$ 的概率趋于 1

$\therefore \forall \delta > 0$, 存在 n_0 , 使 $n \geq n_0$ 时, 有

$$\Pr\left\{\left|-\frac{1}{n} \log p(x_1, x_2, \dots, x_n) - H(X)\right| < \varepsilon\right\} > 1 - \delta$$

$$\text{令 } \delta = \varepsilon.$$

$$(3) \quad 1 = \sum_{\vec{x} \in \mathcal{X}} p(\vec{x})$$

$$\geq \sum_{\vec{x} \in A_\varepsilon^{(n)}} p(\vec{x})$$

$$\geq \sum_{\vec{x} \in A_\varepsilon^{(n)}} 2^{-n(H(X)+\varepsilon)}$$

$$= 2^{-n(H(X)+\varepsilon)} \cdot |A_\varepsilon^{(n)}|$$

$$\therefore |A_\varepsilon^{(n)}| \leq 2^{n(H(X)+\varepsilon)}$$

(4) 当 n 充分大时, $\Pr\{A_\varepsilon^{(n)}\} > 1 - \varepsilon$

$$1 - \varepsilon < \Pr\{A_\varepsilon^{(n)}\}$$

$$\leq \sum_{\vec{x} \in A_\varepsilon^{(n)}} 2^{-n(H(X)-\varepsilon)}$$

$$= 2^{-n(H(X)-\varepsilon)} |A_\varepsilon^{(n)}|$$

$$\therefore |A_\varepsilon^{(n)}| \geq (1 - \varepsilon) \cdot 2^{n(H(X)-\varepsilon)}$$

要点总结:

1. AEP: "几乎一切事件都令人同等的意外". 具体讲, 若 X_1, X_2, \dots, X_n 为服从 $p(x)$ 的 i.i.d 序列, 则

$$-\frac{1}{n} \log p(X_1, X_2, \dots, X_n) \rightarrow H(X) \text{ 依概率}$$

定义: 典型集 $A_\epsilon^{(n)}$ 为满足如下条件的序列 x_1, x_2, \dots, x_n 所构成的集合

$$2^{-n(H(X)+\epsilon)} \leq p(x_1, x_2, \dots, x_n) \leq 2^{-n(H(X)-\epsilon)}$$

2. 典型集的性质:

1. 若 $(x_1, x_2, \dots, x_n) \in A_\epsilon^{(n)}$, 则 $p(x_1, x_2, \dots, x_n) = 2^{-n(H(X) \pm \epsilon)}$

2. 当 n 充分大时, $\Pr\{A_\epsilon^{(n)}\} > 1 - \epsilon$

3. $|A_\epsilon^{(n)}| \leq 2^{n(H(X)+\epsilon)}$, $|A|$ 表示集合 A 的元素个数.

7.6. 联合典型序列:

定义: 服从分布 $p(x, y)$ 的联合典型序列 $\{(x^n, y^n)\}$ 所构成的集合 $A_\epsilon^{(n)}$ 是指其经验熵与真实熵 ϵ 接近的 n 长序列构成的集合, 即:

$$A_\epsilon^{(n)} = \{(x^n, y^n) \in \mathcal{X}^n \times \mathcal{Y}^n :$$

$$|-\frac{1}{n} \log p(x^n) - H(X)| < \epsilon \text{ (等同于 } 2^{-n(H(X)+\epsilon)} \leq p(x_1, x_2, \dots, x_n) \leq 2^{-n(H(X)-\epsilon)})$$

$$|-\frac{1}{n} \log p(y^n) - H(Y)| < \epsilon$$

$$|-\frac{1}{n} \log p(x^n, y^n) - H(X, Y)| < \epsilon \}$$

$$\text{其中 } p(x^n, y^n) = \prod_{i=1}^n p(x_i, y_i)$$

定理 7.6.1 (联合 AEP) 设 (X^n, Y^n) 为服从 $p(x^n, y^n) = \prod_{i=1}^n p(x_i, y_i)$ 的 i.i.d 的 n 长序列, 那么:

1. 当 $n \rightarrow \infty$ 时, $\Pr\{(X^n, Y^n) \in A_\epsilon^{(n)}\} \rightarrow 1$

2. $|A_\epsilon^{(n)}| \leq 2^{n(H(X, Y)+\epsilon)}$

3. 如果 $(\tilde{X}^n, \tilde{Y}^n) \sim p(x^n)p(y^n)$, 即 \tilde{X}^n 与 \tilde{Y}^n 是独立的且与 $p(x^n, y^n)$ 有相同的边缘分布, 那么:

$$\Pr\{(\tilde{X}^n, \tilde{Y}^n) \in A_\epsilon^{(n)}\} \leq 2^{-n(I(X; Y) - 3\epsilon)}$$

而且, 对于充分大的 n ,

$$\Pr\{(\tilde{X}^n, \tilde{Y}^n) \in A_\epsilon^{(n)}\} \geq (1 - \epsilon) \cdot 2^{-n(I(X; Y) + 3\epsilon)}$$

证明:

设 (X^n, Y^n) 为服从 $P(x^n, y^n) = \prod_{i=1}^n p(x_i, y_i)$ 的 i.i.d 的 n 长序列

4

1. 当 $n \rightarrow \infty$ 时, $\Pr\{(X_n, Y_n) \in A_\epsilon^{(n)}\} \rightarrow 1$

首先证明, 包含在典型集中的序列具有很高的概率.

由弱大数定律: $-\frac{1}{n} \log p(X^n) \rightarrow -E \log p(X) = H(X)$ 依概率

给定 $\epsilon > 0$, $\exists n_1$, 使得对 $\forall n, n \geq n_1$,

$$\Pr\{|-\frac{1}{n} \log p(X^n) - H(X)| \geq \epsilon\} < \frac{\epsilon}{3}$$

同理: $\epsilon > 0$, $\exists n_2$, 使 $\forall n \geq n_2$

$$\Pr\{|-\frac{1}{n} \log p(Y^n) - H(Y)| \geq \epsilon\} < \frac{\epsilon}{3}$$

$\epsilon > 0$, $\exists n_3$, 使 $\forall n \geq n_3$

$$\Pr\{|-\frac{1}{n} \log p(X^n, Y^n) - H(X, Y)| \geq \epsilon\} < \frac{\epsilon}{3}$$

选取 $n > \max(n_1, n_2, n_3)$ 则三集合之并的概率必小于 ϵ

\therefore 对于充分大的 n , 集合 $A_\epsilon^{(n)}$ 的概率大于 $1 - \epsilon$

$$2. |A_\epsilon^{(n)}| \leq 2^{n(H(X, Y) + \epsilon)}$$

$$1 = \sum p(x^n, y^n)$$

$$\geq \sum_{A_\epsilon^{(n)}} p(x^n, y^n)$$

$$\geq |A_\epsilon^{(n)}| \cdot 2^{-n(H(X, Y) + \epsilon)}$$

$$\therefore |A_\epsilon^{(n)}| \leq 2^{n(H(X, Y) + \epsilon)}$$

3. 如果 $(\tilde{X}^n, \tilde{Y}^n) \sim p(x^n)p(y^n)$, 即 \tilde{X}^n 与 \tilde{Y}^n 是独立的. 且与 $p(x^n, y^n)$ 有相同的边际分布, 则

$$\Pr\{(\tilde{X}^n, \tilde{Y}^n) \in A_\epsilon^{(n)}\} \leq 2^{-n(I(X; Y) - 3\epsilon)}$$

且对于充分大的 n , $\Pr\{(\tilde{X}^n, \tilde{Y}^n) \in A_\epsilon^{(n)}\} \geq (1 - \epsilon) 2^{-n(I(X; Y) + 3\epsilon)}$

$$\Pr\{(\tilde{X}^n, \tilde{Y}^n) \in A_\epsilon^{(n)}\} = \sum_{(x^n, y^n) \in A_\epsilon^{(n)}} p(x^n) p(y^n)$$

$$\leq |A_\epsilon^{(n)}| 2^{-n(H(X) - \epsilon)} \cdot 2^{-n(H(Y) - \epsilon)}$$

$$= 2^{n(H(X, Y) + \epsilon)} \cdot 2^{-n(H(X) - \epsilon)} \cdot 2^{-n(H(Y) - \epsilon)}$$

$$= 2^{-n(I(X; Y) - 3\epsilon)}$$

上方 \uparrow

对于充分大的 n , $\Pr(A_\epsilon^{(n)}) \geq 1 - \epsilon$.

$$1 - \epsilon \leq \sum_{(x^n, y^n) \in A_\epsilon^{(n)}} p(x^n, y^n)$$

$$\leq |A_\epsilon^{(n)}| \cdot 2^{-n(H(X, Y) - \epsilon)}$$

$$\therefore |A_\epsilon^{(n)}| \geq (1 - \epsilon) \cdot 2^{n(H(X, Y) - \epsilon)}$$

$$\Pr\{(\tilde{X}^n, \tilde{Y}^n) \in A_\epsilon^{(n)}\}$$

$$= \sum_{A_\epsilon^{(n)}} p(x^n) p(y^n)$$

$$\geq |A_\epsilon^{(n)}| 2^{-n(H(X) + \epsilon)} \cdot 2^{-n(H(Y) + \epsilon)}$$

$$\geq (1 - \epsilon) \cdot 2^{n(H(X, Y) - \epsilon)} \cdot 2^{-n(H(X) + \epsilon)} \cdot 2^{-n(H(Y) + \epsilon)}$$

$$= (1 - \epsilon) 2^{-n(I(X; Y) + 3\epsilon)}$$

3.1 马尔可夫不等式与切比雪夫不等式

(a) **马尔可夫不等式** 对任意非负随机变量 X 以及任意的 $t > 0$, 证明

$$\Pr\{X \geq t\} \leq \frac{EX}{t}$$

$$EX = \sum_{x \in X} x \cdot P(X=x) \quad \therefore \Pr\{X \geq t\} \leq \frac{EX}{t}$$

$$\geq \sum_{x \geq t} x \cdot P(X=x)$$

$$\geq t \sum_{x \geq t} P(X=x)$$

$$= t \cdot \Pr\{X \geq t\}$$

(b) **切比雪夫不等式** 设随机变量 Y 的均值与方差分别为 μ 和 σ^2 . 设 $X = (Y - \mu)^2$ 证明对 $\forall \varepsilon > 0$,

$$\Pr\{|Y - \mu| > \varepsilon\} \leq \frac{\sigma^2}{\varepsilon^2}$$

$$\Pr\{|Y - \mu|^2 > \varepsilon^2\} \leq \frac{E|Y - \mu|^2}{\varepsilon^2}$$

$$E|Y - \mu|^2 = E[Y^2] + \mu^2 - 2\mu E[Y]$$

$$= \sigma^2 + \mu^2 - \mu^2 = \sigma^2$$

$$= \frac{\sigma^2}{\varepsilon^2}$$

$$\therefore \Pr\{|Y - \mu| > \varepsilon\} = \Pr\{|Y - \mu|^2 > \varepsilon^2\}$$

$$\therefore \Pr\{|Y - \mu| > \varepsilon\} \leq \frac{\sigma^2}{\varepsilon^2}$$

(c) **弱大数定律** 设 Z_1, Z_2, \dots, Z_n 为 i.i.d 随机变量序列, 其均值和方差分别为 μ 和 σ^2

令 $\bar{Z}_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Z_i$ 为样本均值, 证明:

$$\Pr\{|\bar{Z}_n - \mu| > \varepsilon\} \leq \frac{\sigma^2}{n\varepsilon^2}$$

$$\Pr\{|\bar{Z}_n - \mu| > \varepsilon\}$$

$$\therefore \Pr\{|\bar{Z}_n - \mu| > \varepsilon\} \leq \frac{\sigma^2}{n\varepsilon^2}$$

$$= \Pr\{|\bar{Z}_n - \mu|^2 > \varepsilon^2\}$$

因此, 当 $n \rightarrow \infty$ 时, $\Pr\{|\bar{Z}_n - \mu| > \varepsilon\} \rightarrow 0$.

$$\leq \frac{1}{\varepsilon^2} \cdot E|\bar{Z}_n - \mu|^2$$

即弱大数定律.

$$= \frac{1}{\varepsilon^2} (E\bar{Z}_n^2 + \mu^2 - 2\mu E\bar{Z}_n)$$

$$= \frac{1}{\varepsilon^2} \left(\frac{1}{n^2} E\left(\sum_{i=1}^n Z_i^2 + \sum_{i \neq j} Z_i Z_j\right) + \mu^2 - 2\mu \cdot \frac{1}{n} \cdot n\mu \right)$$

$$= \frac{1}{\varepsilon^2} \left(\frac{1}{n^2} (n(\sigma^2 + \mu^2) + n(n-1)\mu^2) - \mu^2 \right)$$

$$= \frac{1}{\varepsilon^2} \cdot \frac{1}{n} \sigma^2$$

3.2 AEP与互信息

设 (X_i, Y_i) 为 i.i.d $\sim p(x, y)$. 假设 X 和 Y 独立, 假设 X 和 Y 相关的对数似然比.

求 $\frac{1}{n} \log \frac{P(X^n)P(Y^n)}{P(X^n, Y^n)}$ 的极限.

$$\begin{aligned} \textcircled{1}: \quad & \frac{1}{n} \log \frac{P(X^n)P(Y^n)}{P(X^n, Y^n)} \\ &= \frac{1}{n} \log P(X^n) + \frac{1}{n} \log P(Y^n) - \frac{1}{n} \log P(X^n, Y^n) \\ &\stackrel{\circ}{=} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \log P(X_i) + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \log P(Y_i) - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \log P(X_i, Y_i) \\ &\rightarrow E \log P(X) + E \log P(Y) - E \log P(X, Y) \\ &= -H(X) - H(Y) + H(X, Y) \\ &= -I(X; Y) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \textcircled{2}: \quad & \frac{1}{n} \log \frac{P(X^n)P(Y^n)}{P(X^n, Y^n)} \\ &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \log \frac{P(X_i)P(Y_i)}{P(X_i, Y_i)} \\ &\rightarrow E \log \frac{P(X)P(Y)}{P(X, Y)} \\ &= -I(X; Y) \end{aligned}$$

3.4 AEP. 设 X_i 为 i.i.d $\sim p(x)$, $x \in \{1, 2, \dots, m\}$, $u = EX$, $H = -\sum p(x) \log p(x)$, 设

$$A^n = \{x^n \in X^n : |-\frac{1}{n} \log p(x^n) - H| \leq \varepsilon\}, B^n = \{x^n \in X^n : |\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i - u| \leq \varepsilon\}$$

(a) $\Pr\{X^n \in A^n\} \rightarrow 1$ 吗? \checkmark

(b) $\Pr\{X^n \in A^n \cap B^n\} \rightarrow 1$ 吗? \checkmark

(c) 证明: 对 $\forall n$, $|A^n \cap B^n| \leq 2^{n(H+\varepsilon)}$

(d) 证明: 当 n 充分大时, $|A^n \cap B^n| \geq (\frac{1}{2}) \cdot 2^{n(H-\varepsilon)}$

(a) 由 AEP 可知.

(b) 若 $X^n \in A^n \cap B^n$, 则 $X^n \in A^n$

大数定律: $\Pr(X^n \in B^n) \rightarrow 1$

$\therefore \exists \varepsilon > 0$, 当 $n > N_1$ 时, $\Pr(X^n \in A^n) > 1 - \frac{\varepsilon}{2}$

当 $n > N_2$ 时, $\Pr(X^n \in B^n) > 1 - \frac{\varepsilon}{2}$

\therefore 当 $n > \max(N_1, N_2)$ 时

$$\Pr\{X^n \in A^n \cap B^n\} = \Pr\{X^n \in A^n\} + \Pr\{X^n \in B^n\} - \Pr\{X^n \in A^n \cup B^n\}$$

$$> (1 - \frac{\varepsilon}{2}) + (1 - \frac{\varepsilon}{2}) - 1$$

$$= 1 - \varepsilon$$

$\therefore \Pr\{X^n \in A^n \cap B^n\} \rightarrow 1$

(3) $|A^n \cap B^n| \leq |A^n| \leq 2^{n(H+\varepsilon)}$

$$1 = \sum_{x^n} P(x^n)$$

$$\geq \sum_{A^n} P(x^n)$$

$$\geq |A^n| \cdot 2^{-n(H+\varepsilon)}$$

$$\therefore |A^n| \leq 2^{n(H+\varepsilon)}$$

(4) $\therefore \Pr\{X^n \in A^n \cap B^n\} \rightarrow 1$

$\therefore \exists N$, 当 $n > N$ 时 $\Pr\{X^n \in A^n \cap B^n\} > \frac{1}{2}$

$$\frac{1}{2} \leq \sum_{A^n \cap B^n} P(x^n) \leq |A^n \cap B^n| \cdot 2^{-n(H+\varepsilon)}$$

$$\therefore |A^n \cap B^n| \geq \frac{1}{2} \cdot 2^{n(H+\varepsilon)}$$

3.5 由概率定义的集合. 设 X_1, X_2, \dots 为 i.i.d 离散随机变量序列, 熵为 $H(X)$.

$$\text{设 } C_n(t) = \{x^n \in \mathcal{X}^n : p(x^n) \geq 2^{-nt}\}$$

表示 概率 $\geq 2^{-nt}$ 的所有 n 长序列构成的子集。

(a) 证明: $|C_n(t)| \leq 2^{nt}$

(b) 当 t 为何值时, 有 $P(\{X^n \in C_n(t)\}) \rightarrow 1$?

$$(a) \quad 1 = \sum_{x^n \in \mathcal{X}^n} p(x^n) \quad \therefore |C_n(t)| \leq 2^{nt}$$

$$\geq \sum_{x^n \in C_n(t)} p(x^n)$$

$$\geq |C_n(t)| \cdot 2^{-nt}$$

(b)

3.6 类似于AEP的极限. 设 X_1, X_2, \dots, X_n 为 i.i.d 序列且服从概率密度函数 $p(X)$. 试求:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} (p(X_1, X_2, \dots, X_n))^{\frac{1}{n}}$$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \log (p(X_1, X_2, \dots, X_n))^{\frac{1}{n}} = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \log p(X_1, X_2, \dots, X_n)$$

$$= \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \log p(X_i)$$

$$\rightarrow E \log p(X)$$

$$= -H(X)$$

$$\therefore \lim_{n \rightarrow \infty} (p(X_1, X_2, \dots, X_n))^{\frac{1}{n}} = 2^{-H(X)}$$

3.9 AEP 设 X_1, X_2, \dots 为独立同分布随机变量序列, 服从概率密度函数 $p(x)$,

$x \in \{1, 2, \dots, m\}$, 于是 $p(x_1, x_2, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n p(x_i)$. 已知 $-\frac{1}{n} \log p(x_1, x_2, \dots, x_n) \rightarrow H(X)$ 依概率
 设 $q(x_1, x_2, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n q(x_i)$, 其中 q 是 $\{1, 2, \dots, m\}$ 上的另一个概率密度函数.

(a) 计算 $\lim_{n \rightarrow \infty} -\frac{1}{n} \log q(x_1, x_2, \dots, x_n)$, 其中 x_1, x_2, \dots 为服从 $p(x)$ 的 i.i.d 序列

(b) 计算对数似然比 $\frac{1}{n} \log \frac{q(x_1, x_2, \dots, x_n)}{p(x_1, x_2, \dots, x_n)}$ 的极限, 其中 x_1, x_2, \dots 为服从 $p(x)$ 的 i.i.d 序列,
 由此说明当 p 为真实分布时, 偏好分布 q 的优势将以指数衰减.

$$(a) \lim_{n \rightarrow \infty} -\frac{1}{n} \log q(x_1, x_2, \dots, x_n)$$

$$= \lim_{n \rightarrow \infty} -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \log q(x_i)$$

$$\rightarrow -E \log q(X)$$

$$= H_q(X) - \sum p(x) \cdot \log q(x) = -\sum p(x) \cdot \log \frac{q(x)}{p(x)} \cdot p(x) = \sum p(x) \cdot \log \frac{p(x)}{q(x)} - \sum p(x) \cdot \log p(x)$$

$$(b) \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \log \frac{q(x_1, x_2, \dots, x_n)}{p(x_1, x_2, \dots, x_n)}$$

$$= H_p(X) - H_q(X)$$

$$= \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum \log \frac{q(x_i)}{p(x_i)}$$

$$\rightarrow E \log \frac{q(X)}{p(X)}$$

$$= \sum p(x) \cdot \log \frac{q(x)}{p(x)}$$

3.11.

(a) 给定任意两个集合 A 和 B , 使得 $\Pr(A) > 1 - \varepsilon_1$, $\Pr(B) > 1 - \varepsilon_2$, 证明:

$$\Pr(A \cap B) > 1 - \varepsilon_1 - \varepsilon_2$$

$$\Pr(A \cap B) = \Pr(A) + \Pr(B) - \Pr(A \cup B)$$

$$> (1 - \varepsilon_1) + (1 - \varepsilon_2) - 1$$

$$= 1 - \varepsilon_1 - \varepsilon_2$$