

# Ch 7 集中不等式 (Concentration)



## 回顾前一次课

Chernoff方法：利用Markov不等式有

$$P[X \geq \epsilon] = P[e^{tX} \geq e^{t\epsilon}] \leq e^{-t\epsilon} E[e^{tX}]$$

特别地, 有  $P[X \geq \epsilon] \leq \min_{t>0} \{e^{-t\epsilon} E[e^{tX}]\}$

- $X_i \in \{0,1\}$
- Rademacher随机变量:  $P(X = +1) = P(X = -1) = 1/2$
- $X_i \in [a, b]$ , Chernoff引理

假设训练数据集  $S_n = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$  根据分布  $\mathcal{D}$  独立采样所得, 分类器  $f$  在训练集  $S_n$  的错误率为零(全部预测正确), 求分类器  $f$  在分布  $\mathcal{D}$  上的错误率介于0和 $\epsilon$ 之间的概率( $\epsilon > 0$ )

## Gaussian随机变量

---

随机变量 $X_1, \dots, X_n$ 相互独立且服从 $X_i \sim N(\mu, \sigma^2)$ , 对任意 $\epsilon > 0$ 有

$$P\left[\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n (X_i - \mu) \geq \epsilon\right] \leq \frac{1}{2}e^{-n\epsilon^2/2\sigma^2}$$

$$P\left[\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n (X_i - \mu) \leq -\epsilon\right] \leq \frac{1}{2}e^{-n\epsilon^2/2\sigma^2}.$$

## 另外一种表达形式

---

随机变量 $X_1, \dots, X_n$ 相互独立且服从 $X_i \sim N(\mu, \sigma^2)$ , 对任意 $\epsilon > 0$ 有

$$P \left[ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \mu) \geq \epsilon \right] \leq \frac{1}{2} e^{-n\epsilon^2/2\sigma^2}$$

令 $\delta = \frac{1}{2} e^{-n\epsilon^2/2\sigma^2}$  求解出 $\epsilon = \sqrt{\frac{2\sigma^2}{n} \ln \frac{1}{2\delta}}$

至少以 $1 - \delta$ 的概率有下面的不等式成立

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \leq \mu + \sqrt{\frac{2\sigma^2}{n} \ln \frac{1}{2\delta}}$$

前面讲的所有不等式都可以采用 $1 - \delta$ 的形式描述

## Bennet不等式

定理：独立同分布随机变量 $X_1, \dots, X_n$ 满足 $X_i - E[X_i] \leq 1$ ，均值为 $\mu$ 和方差为 $\sigma^2$ ，有

$$P \left[ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \mu) \geq \epsilon \right] \leq \exp \left( - \frac{n\epsilon^2}{2\sigma^2 + 2\epsilon/3} \right)$$

令 $\delta = \exp \left( - \frac{n\epsilon^2}{2\sigma^2 + 2\epsilon/3} \right)$ ，至少以 $1 - \delta$ 的概率有

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \leq \mu + \frac{2}{3n} \ln \frac{1}{\delta} + \sqrt{\frac{2\sigma^2}{n} \ln \frac{1}{\delta}}$$

## Bernstein不等式

---

独立同分布随机变量 $X_1, \dots, X_n$ 均值为 $\mu$ 和方差 $\sigma^2$ , 若存在常数 $b > 0$ , 使得对任意正整数 $m \geq 2$ 有 $E[X_i^m] \leq m! b^{m-2} \sigma^2 / 2$ , 则有

$$P \left[ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i - \mu \geq \epsilon \right] \leq \exp \left( - \frac{n\epsilon^2}{2\sigma^2 + 2b\epsilon} \right)$$

# 问题

---

**问题：** 高维空间 $\mathbb{R}^d$ 有 $n$ 个点 $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n$  ( $d$ 非常大, 如100万或1亿), 处理这样一个高维的问题很难。

$$\mathbf{x}_1 = (x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1d})$$

$$\mathbf{x}_2 = (x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2d})$$

$$\vdots$$

$$\mathbf{x}_n = (x_{n1}, x_{n2}, \dots, x_{nd})$$

## 保距变换

---

**保距变换:**  $f: \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}^k$  ( $k \ll d$ ) 使得以较大概率有

$$(1 - \epsilon)|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j|_2^2 \leq |f(\mathbf{x}_i) - f(\mathbf{x}_j)|_2^2 \leq (1 + \epsilon)|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j|_2^2$$

随机投影广泛应用于高维的机器学习，例如

- 最近邻
- $k$ -近邻
- 降维
- 聚类



## 随机投影 (Random projection)

随机投影:

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{x}P/c$$

其中 $P$ 是 $d \times k$ 的随机矩阵, 其每个元素之间相互独立,  $c$ 为常数 (根据随机矩阵 $P$ 确定)

- $P = (p_{ij})_{d \times k}$ ,  $p_{ij} \sim N(0,1)$ , 此时 $c = \sqrt{k}$ ;
- $P = (p_{ij})_{d \times k}$ ,  $p_{ij}$ 为Rademacher随机变量, 此时 $c = \sqrt{k}$ ;
- $P = (p_{ij})_{d \times k}$ ,  $P(p_{ij} = 1) = P(p_{ij} = -1) = 1/6$  和  $P(p_{ij} = 0) = 2/3$ , 此时 $c = \sqrt{k/3}$  【用于sparse 投影, 减少计算量】

## Johnson–Lindenstrauss 引理

**JL-引理：** 设  $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n$  为  $d$  维空间的  $n$  个点，随机矩阵  $P = (p_{ij})_{d \times k}$ ，每个元素相互独立且  $p_{ij} \sim N(0,1)$ ，令

$$\mathbf{y}_i = f(\mathbf{x}_i) = \mathbf{x}_i P / \sqrt{k} \quad i \in [n]$$

将  $d$  维空间中  $n$  个点通过随机矩阵  $P$  投影到  $k$  维空间。

对任意  $\epsilon \in (0, 1/2)$ ，当  $k \geq 8 \ln 2n / (\epsilon^2 - \epsilon^3)$  时，对任意  $i \neq j$ ，以至少  $1/2$  的概率有

$$(1 - \epsilon) |\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j|_2^2 \leq |\mathbf{y}_i - \mathbf{y}_j|_2^2 \leq (1 + \epsilon) |\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j|_2^2$$

# Ch 8大数定律及中心极限定理



## 大数定律的问题

---

**问题：** 给定随机变量 $X_1, X_2, \dots, X_n$ , 这些随机变量的均值 (算术平均值) 为

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$$

当 $n$ 非常大时, 大数定律考虑随机变量的均值是否具有稳定性

## 依概率收敛

---

设  $X_1, X_2, \dots, X_n, \dots$  是一随机变量序列,  $a$  是一常数, 如果对任意  $\epsilon > 0$  有

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P[|X_n - a| < \epsilon] = 1$$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P[|X_n - a| > \epsilon] = 0$$

则称随机变量序列  $X_1, X_2, \dots, X_n, \dots$  依概率收敛于  $a$ , 记  $X_n \xrightarrow{P} a$

## 依概率收敛性质

---

若  $X_n \xrightarrow{P} a$ , 函数  $g: R \rightarrow R$  在  $X = a$  点连续, 则

$$g(X_n) \xrightarrow{P} g(a)$$

若  $X_n \xrightarrow{P} a, Y_n \xrightarrow{P} b$  函数  $g: R \times R \rightarrow R$  在  $(a, b)$  点连续, 则

$$g(X_n, Y_n) \xrightarrow{P} g(a, b)$$

# 大数定律

---

若随机变量序列 $X_1, X_2, \dots, X_n, \dots$ 满足

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i \xrightarrow{P} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E[X_i],$$

则称 $\{X_n\}$ 服从大数定律

大数定理刻画了随机变量的均值（算术平均值）依概率收敛于期望的均值（算术平均值）

## 马尔可夫 (Markov) 大数定律

如果随机变量序列  $X_1, X_2, \dots, X_n, \dots$  满足

$$\frac{1}{n^2} \text{Var} \left( \sum_{i=1}^n X_i \right) \rightarrow 0 \quad n \rightarrow \infty$$

则  $\{X_n\}$  服从大数定理

不要求随机变量  $X_1, X_2, \dots, X_n, \dots$  相互独立或同分布



## 切比雪夫(Chebyshev)大数定律

设随机变量序列 $X_1, X_2, \dots, X_n, \dots$ 相互独立, 且存在常数 $c > 0$ 使得 $\text{Var}(X_n) \leq c$ , 则 $\{X_n\}$ 服从大数定律.

此处**独立的随机变量**可以修改为**不相关随机变量**

**辛钦(Khintchine)大数定律:** 设 $X_1, X_2, \dots, X_n, \dots$ 为独立同分布随机变量序列, 且每个随机变量的期望 $E[X_i] = \mu$ 存在, 则 $\{X_n\}$ 服从大数定律.

不要求方差一定存在, 其证明超出了本书范围

## Bernoulli大数定律

设随机变量序列 $X_n \sim B(n, p)$ , 对任意 $\epsilon > 0$ 有

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P \left[ \left| \frac{X_n}{n} - p \right| \geq \epsilon \right] = 0,$$

即 $X_n/n \xrightarrow{P} p$ .

如何判断随机变量序列 $X_1, X_2, \dots, X_n, \dots$ 满足大数定律:

- 若随机变量独立同分布, 则利用辛钦大数定律查看期望是否存在;
- 对非独立同分布随机变量, 则利用Markov大数定律判断方差是否趋于零.

## 习题

---

独立的随机变量序列 $X_1, X_2, \dots, X_n, \dots$ 满足

$$P[X_n = n^{1/4}] = P[X_n = -n^{1/4}] = 1/2$$

证明 $\{X_n\}$ 服从大数定律

## 大数定律总结

---

**Markov大数定律:** 若随机变量序列 $\{X_i\}$ 满足 $\text{Var}(\sum_{i=1}^n X_n)/n^2 \rightarrow 0$ , 则满足大数定律

**Chebyshev大数定律:** 若独立随机变量序列 $\{X_i\}$ 满足 $\text{Var}(X_i) \leq c$ , 则满足大数定律

**Khinchine大数定律:** 若独立同分布随机变量序列 $\{X_i\}$ 期望存在, 则满足大数定律;

**Bernoulli大数定律:** 对二项分布 $X_n \sim B(n, p)$ , 有 $X_n/n \xrightarrow{P} p$

## 中心极限定理的问题

---

对独立的随机变量序列 $X_1, X_2, \dots, X_n, \dots$ , 考虑标准化后随机变量

$$Y_n = \frac{\sum_{i=1}^n X_i - \sum_{i=1}^n E(X_i)}{\sqrt{\text{Var}(\sum_{i=1}^n X_i)}}$$

的极限分布是否为服从正态分布

## 依分布收敛

---

设随机变量 $Y$ 的分布函数为 $F_Y(y) = P(Y \leq y)$ , 以及随机变量序列 $Y_1, Y_2, \dots, Y_n, \dots$ 的分布函数分别为 $F_{Y_n}(y) = P(Y_n \leq y)$ , 如果

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P[Y_n \leq y] = P[Y \leq y]$$

$$\text{即 } \lim_{n \rightarrow \infty} F_{Y_n}(y) = F_Y(y)$$

则称随机变量序列 $\mathbf{Y_1, Y_2, \dots, Y_n, \dots}$ 依分布收敛于 $Y$ , 记 $\mathbf{Y_n \xrightarrow{d} Y}$ .