

### 6.5 Bennet和Bernstein不等式

通过考虑随机变量的方差, 可能推导出更紧地集中不等式, 下面介绍两种基于方差的集中不等式.

**定理6.12** (Bennet不等式). 假设 $X_1, \dots, X_n$ 是 $n$ 独立同分布的随机变量且满足 $X_i - E[X_i] \leq 1$ . 设随机变量的均值为 $\mu$ 和方差为 $\sigma^2$ , 则有

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

*Proof.* 对任意 $t > 0$ , 根据Chernoff方法有

$$\Pr \left[ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \mu) \geq \epsilon \right] \leq e^{-nt\epsilon} E \left[ \exp \left( \sum_{i=1}^n t(X_i - \mu) \right) \right] = e^{-nt\epsilon} (E[e^{t(X_1 - \mu)}])^n$$

设 $Y = X_1 - \mu$ , 利用公式 $\ln z \leq z - 1$ 得到

$$\begin{aligned} \ln E[e^{t(X_1 - \mu)}] &= \ln E[e^{tY}] \leq E[e^{tY}] - 1 = t^2 E \left[ \frac{e^{tY} - tY - 1}{t^2 Y^2} Y^2 \right] \\ &\leq t^2 E \left[ \frac{e^t - t - 1}{t^2} Y^2 \right] = (e^t - t - 1)\sigma^2 \end{aligned}$$

这里利用 $tY \leq t$ 以及 $(e^z - z - 1)/z^2$ 是一个非单调递减的函数. 进一步有

$$e^t - t - 1 \leq \frac{t^2}{2} \sum_{k=0}^{\infty} (t/3)^k = \frac{t^2}{2(1 - t/3)}.$$

因此可得

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

猜出 $t = \epsilon/(\sigma^2 + \epsilon/3)$ , 带入完成证明. □

对于Bennet指数不等式, 设

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

其另外一种表述为: 至少以 $1 - \delta$ 的概率有

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

当 $\sigma^2$ 非常小, 或趋于0时, 得到更紧的收敛率 $\bar{X}_n \leq \mu + O(1/n)$ .

下面考虑另一种基于方差的不等式, 与Bennet不等式不同之处在于约束随机变量的势:

**定理6.13** (Bernstein不等式). 假设 $X_1, \dots, X_n$ 是 $n$ 独立同分布的随机变量. 设随机变量的均值为 $\mu$ , 以及方差为 $\sigma^2$ . 如果存在常数 $b > 0$ , 使得对任意 $m \geq 2$ , 有 $E[X_i^m] \leq m!b^{m-2}\sigma^2/2$ 成立, 那么有

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

*Proof.* 对任意  $t > 0$ , 根据Chernoff方法有

$$\Pr \left[ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \mu) \geq \epsilon \right] \leq e^{-nt\epsilon} E \left[ \exp \left( \sum_{i=1}^n (X_i - \mu) \right) \right] = e^{-nt\epsilon - n\mu t} (E[e^{tX_1}])^n$$

利用公式  $\ln z \leq z - 1$  有

$$\ln E[e^{tX_1}] \leq E[e^{tX}] - 1 = \sum_{m=1}^{\infty} E[X^m] \frac{t^m}{m!} \leq t\mu + \frac{t^2 \sigma^2}{2} \sum_{m=2}^{\infty} (bt)^{m-2} = t\mu + \frac{t^2 \sigma^2}{2(1-bt)}.$$

由此得到

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

取  $t = \epsilon / (V + b\epsilon)$  完成证明.  $\square$

习题. 给出Bernstein不等式的  $1 - \delta$  表述.

## 6.6 应用: 随机投影(Random Projection)

本节介绍不等式的一种应用: 随机投影. 假设  $\mathbb{R}^d$  维空间有  $n$  个点:  $\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_n$  ( $d$  非常大, 例如大约100万). 我们能否找到一个保距变换:  $f: \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}^k$  ( $k \ll d$ ), 使得以较大概率有

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

随机投影广泛应用于高维数据的机器学习问题, 例如最近邻,  $k$ -近邻, 降维, 聚类等问题.

随机投影函数可以简单的表示为  $f(\bar{x}) = \bar{x}P/c$ , 其中  $P$  为  $d \times k$  的一个随机矩阵,  $c$  为一常数(根据随机矩阵  $P$  唯一确定). 下面介绍三种常见的随机矩阵

- $P = (p_{ij})_{d \times k} \in \mathbb{R}^{d \times k}$ ,  $p_{ij} \sim \mathcal{N}(0, 1)$ , 此时  $c = \sqrt{k}$ ;
- $P = (p_{ij})_{d \times k} \in \{-1, 1\}^{d \times k}$ ,  $\Pr(p_{ij} = 1) = \Pr(p_{ij} = -1) = 1/2$ , 此时  $c = \sqrt{k}$ ; 【Rademacher随机变量】
- $P = (p_{ij})_{d \times k} \in \{-1, 0, 1\}^{d \times k}$ ,  $\Pr(p_{ij} = 0) = 2/3$ ,  $\Pr(p_{ij} = 1) = \Pr(p_{ij} = -1) = 1/6$ , 此时  $c = \sqrt{k/3}$ . 【主要用于sparse投影, 减少计算量】

下面我们重点理论分析 Gaussian 随机变量, 其它随机变量可参考相关资料, 对 Gaussian 随机变量, 这里介绍著名的 Johnson-Lindenstrauss 引理, 简称 JL 引理.

**引理6.5.** 设  $\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_n \in \mathbb{R}^d$ , 随机矩阵  $P = (p_{ij})_{d \times k} \in \mathbb{R}^{d \times k}$ , 其元素  $p_{ij} \sim \mathcal{N}(0, 1)$ , 设

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

将  $d$  维空间中  $n$  个点  $\bar{x}_1, \bar{x}_2, \dots, \bar{x}_n$  通过随机矩阵  $P$  投影到  $k$  维空间 ( $k \ll d$ ). 对任意  $\epsilon \in (0, 1/2)$ , 如果  $k \geq 8 \log 2n / (\epsilon^2 - \epsilon^3)$ , 则至少以  $1/2$  的概率有

$$(1 - \epsilon) \|\bar{x}_i - \bar{x}_j\|_2^2 \leq \|\bar{y}_i - \bar{y}_j\|_2^2 \leq (1 + \epsilon) \|\bar{x}_i - \bar{x}_j\|_2^2 \quad (i, j \in [n]).$$

*Proof.* 下面分三步证明 J-L 引理.

**第一步:** 对任意非零  $\bar{x} = (x_1, x_2, \dots, x_d) \in \mathbb{R}^d$ , 我们需证明:  $E[\|\bar{x}P\|_2^2] = \|\bar{x}\|_2^2$ .

设  $\bar{y} = \bar{x}P$ , 根据  $P = (p_{ij})_{d \times k}$  ( $p_{ij} \sim \mathcal{N}(0, 1)$ ), 我们有

$$E[\|\bar{y}\|_2^2] = E\left[\sum_{j=1}^k \left(\sum_{i=1}^d \frac{x_i p_{ij}}{\sqrt{k}}\right)^2\right] = \sum_{j=1}^k \frac{1}{k} E\left[\left(\sum_{i=1}^d x_i p_{ij}\right)^2\right] = \sum_{j=1}^k \frac{1}{k} \sum_{i=1}^d x_i^2 = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \|\bar{x}\|_2^2 = \|\bar{x}\|_2^2.$$

即在期望的情况下,  $\bar{x}$  与  $\bar{y}$  具有相等的到原点的距离.

**第二步:** 证明:  $\Pr[\|\bar{y}\|_2^2 \geq (1 + \epsilon)\|\bar{x}\|_2^2] \leq \exp(-(\epsilon^2 - \epsilon^3)k/4)$ .

为了简洁起见, 我们将矩阵表示为  $P = (P^1, P^2, \dots, P^k)$ , 其中  $P^i$  ( $i \in [d]$ ) 是一个  $d \times 1$  列向量的列向量. 因此我们有

$$\bar{y} = (\bar{x}P^1, \bar{x}P^2, \dots, \bar{x}P^k)/\sqrt{k}.$$

设

$$v = k \frac{\|\bar{y}\|_2^2}{\|\bar{x}\|_2^2} = \frac{1}{\|\bar{x}\|_2^2} \sum_{j=1}^k (\bar{x}P^j)^2 = \sum_{j=1}^k \left(\frac{\bar{x}}{\|\bar{x}\|_2} P^j\right)^2 = \sum_{j=1}^k v_j^2$$

这里我们设  $v_j = \bar{x}P^j/\|\bar{x}\|_2$ , 由于  $P^j$  中每个元素服从  $\mathcal{N}(0, 1)$ , 由高斯分布的性质有  $v_j \sim \mathcal{N}(0, 1)$ . 对任意  $t \in (0, 1/2)$ , 根据 Chernoff 方法有

$$\Pr[\|\bar{y}\|_2^2 \geq (1 + \epsilon)\|\bar{x}\|_2^2] = \Pr[v \geq (1 + \epsilon)k] = \Pr[e^{tv} \geq e^{(1+\epsilon)kt}] \leq e^{-(1+\epsilon)kt} E[e^{tv}] = e^{-(1+\epsilon)kt} \left(E[e^{tv_1^2}]\right)^k.$$

进一步有

$$E[e^{tv_1^2}] = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{e^{tu^2}}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{u^2}{2}} du = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{e^{-\frac{u^2}{2}(1-2t)}}{\sqrt{2\pi}} du = \frac{1}{\sqrt{1-2t}}.$$

于是得到

$$\Pr[\|\bar{y}\|_2^2 \geq (1 + \epsilon)\|\bar{x}\|_2^2] \leq (e^{-2(1+\epsilon)t}/(1-2t))^{k/2}.$$

对上式右边  $t$  求最小解得  $t_{\min} = \frac{\epsilon}{2(1+\epsilon)}$ , 代入可得

$$\Pr[\|\bar{y}\|_2^2 \geq (1 + \epsilon)\|\bar{x}\|_2^2] \leq [(1 + \epsilon)e^{-\epsilon}]^{\frac{k}{2}}.$$

由  $\epsilon \in (0, 1/2)$ , 我们设  $f(\epsilon) = \ln(1 + \epsilon)$ , 并有

$$f'(\epsilon) = \frac{1}{1 + \epsilon}, f''(\epsilon) = -\frac{1}{(1 + \epsilon)^2}, f'''(\epsilon) = \frac{2}{(1 + \epsilon)^3} \leq 2.$$

根据泰勒中值定理有

$$f(\epsilon) = f(0) + f'(0)\epsilon + \frac{f''(0)\epsilon^2}{2!} + \frac{f'''(\xi)\epsilon^3}{3!} = \epsilon - \frac{\epsilon^2}{2} + \frac{\epsilon^2}{3} \leq -\frac{\epsilon^2 - \epsilon^3}{2}.$$

于是得到

$$\Pr[\|\bar{y}\|_2^2 \geq (1 + \epsilon)\|\bar{x}\|_2^2] \leq e^{-k(\epsilon^2 - \epsilon^3)/4}.$$

同理可证明  $\Pr[\|\bar{y}\|_2^2 \leq (1 - \epsilon)\|\bar{x}\|_2^2] \leq e^{-2k(\epsilon^2 - \epsilon^3)/4}$ .

**第三步:** 对于任意给定的  $i \neq j$ , 由第二步可知

$$\Pr[\|y_i - y_j\|_2^2 \geq (1 + \epsilon)\|x_i - x_j\|_2^2] \leq e^{-k(\epsilon^2 - \epsilon^3)/4}, \quad \Pr[\|y_i - y_j\|_2^2 \leq (1 - \epsilon)\|x_i - x_j\|_2^2] \leq e^{-k(\epsilon^2 - \epsilon^3)/4}.$$

由于  $i \in [n], j \in [n]$ , 因此共有  $n(n-1)$  对  $(i, j)$ , 根据 Union 不等式有,

$$\Pr \left[ \exists (i, j): \|y_i - y_j\|_2^2 \geq (1 + \epsilon)\|x_i - x_j\|_2^2 \quad \text{或} \quad \|y_i - y_j\|_2^2 \leq (1 - \epsilon)\|x_i - x_j\|_2^2 \right] \leq 2n^2 e^{-k(\epsilon^2 - \epsilon^3)/4} \leq \frac{1}{2}.$$

根据  $2n^2 e^{-k(\epsilon^2 - \epsilon^3)/4} \leq 1/2$ , 求解出  $k \geq 8 \log 2n / (\epsilon^2 - \epsilon^3)$ . 引理得证.  $\square$