Lecture 2: 集中不等式、Chaining

2025.2.27

Lecturer: 丁虎 Scribe: 王运韬

1 集中不等式

Chernoff 界可以扩展到任何次高斯 (subgaussian) 随机变量。

Definition 1.1. 随机变量 X 被称为次高斯随机变量,如果存在 σ , 使得对任意t, $\mathbb{P}(|X| \geq t) \leq 2e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}}$.

Example 1.2. 支撑集为闭区间 (或其他 \mathbb{R}^d 上紧集) 的连续分布. 原因是在一个区间内有界而他处为 0.

Definition 1.3. 对次高斯随机变量, 可以定义范数 [Vershynin(2018)]:

$$||x||_{sg} = \inf \left\{ s > 0 : \mathbb{E}[e^{\frac{x^2}{s^2}}] \le 2 \right\}.$$

在机器学习等任务中,时常需要计算数据的统计量,如均值、最大值等。受限于巨量数据,难以精确计算。故而可以使用集中不等式来估计。

Theorem 1.4. 若 $X_i \in [a_i, b_i]$, 则有

$$\mathbb{P}\left(\left|\sum_{1}^{n}(x_{i}-\mathbb{E}X_{i})\right| \ge t\right) \le 2e^{-\frac{2t^{2}}{\sum(b_{i}-a_{i})^{2}}}$$

对于次高斯分布,我们有类似的:

Theorem 1.5 (次高斯分布的 Hoeffding 界). x_1, x_2, \ldots, x_n 是独立的次高斯随机变量. 均值皆为 0. 则存在常数 c,使得

$$\mathbb{P}\left(\left|\sum_{1}^{n} x_{i}\right| \ge t\right) \le 2e^{-\frac{ct^{2}}{\sum \|x_{i}\|_{sg}^{2}}}$$

接下来我们引入一个有用的概念.

Definition 1.6 (鞅). 对于随机变量序列 z_i, z_2, \ldots , 有

$$\mathbb{E}[z_j|z_1,z_2,\ldots,z_{j-1}] = (/\leq/\geq)z_{j-1}, \quad \forall j\in\mathbb{N}.$$

则称之为一个鞅 (martingale)(/下鞅 (submartingale)/上鞅 (supermartingale)) 序列.

Example 1.7. 一个人参加一系列赌博游戏, 每次游戏带来的收益均值都为 0. 则此人的本金 (构成的序列) 是一个鞅.

Theorem 1.8 (Azuma 不等式). 对于上述的鞅/下鞅, 如满足 $\forall i, z_i - z_{i-1} \in [a_i, b_i], |a_i - b_i| \leq c_i$, 则

$$\mathbb{P}\left(z_{i} - z_{0} \le -t\right) \le e^{-\frac{t^{2}}{\sum c_{i}^{2}}}$$

Proof.

$$\mathbb{P}(z_{j} - z_{0} \leq -t) = \mathbb{P}\left(\sum_{i=1}^{j} (z_{i-1} - z_{i}) \geq t\right) \\
\leq e^{-\lambda t} \mathbb{E}\left[e^{\lambda \sum_{i=1}^{j} (z_{i-1} - z_{i})}\right] \qquad (Chernoff Ŗ) \\
= e^{-\lambda t} \mathbb{E}\left[\mathbb{E}\left[e^{\lambda \sum_{i=1}^{j} (z_{i-1} - z_{i})} | z_{j-1}, \dots, z_{1}\right]\right] \qquad (2期望公式) \\
= e^{-\lambda t} \mathbb{E}\left[e^{\lambda \sum_{i=1}^{j-1} (z_{i-1} - z_{i})} \mathbb{E}\left[e^{\lambda (z_{j-1} - z_{j})} | z_{j-1}, \dots, z_{1}\right]\right] \qquad (鞅的定义) \\
= e^{-\lambda t} \mathbb{E}\left[e^{\lambda \sum_{i=1}^{j-1} (z_{i-1} - z_{i})} \mathbb{E}\left[e^{\lambda (\mathbb{E}\left[z_{j}\right] - z_{j})} | z_{j-1}, \dots, z_{1}\right]\right] \qquad (\psinc) \\
\leq e^{-\lambda t} \mathbb{E}\left[e^{\lambda \sum_{i=1}^{j-1} (z_{i-1} - z_{i})} e^{-\lambda^{2} \frac{(b_{j} - a_{j})^{2}}{8}} | z_{j-1}, \dots, z_{1}\right]\right] \qquad (\munc) \\
\leq e^{-\lambda t} \mathbb{E}\left[e^{\lambda \sum_{i=1}^{j-1} (z_{i-1} - z_{i})} e^{-\lambda^{2} \frac{(b_{j} - a_{j})^{2}}{8}} | z_{j-1}, \dots, z_{1}\right]\right] \qquad (\munc) \\
\leq e^{-\lambda t} \mathbb{E}\left[e^{\lambda \sum_{i=1}^{j-1} (z_{i-1} - z_{i})} e^{-\lambda^{2} \frac{(b_{j} - a_{j})^{2}}{8}} | z_{j-1}, \dots, z_{1}\right]\right] \qquad (\munc) \\
\leq e^{-\lambda t} \mathbb{E}\left[e^{\lambda \sum_{i=1}^{j-1} (z_{i-1} - z_{i})} e^{-\lambda^{2} \frac{(b_{j} - a_{j})^{2}}{8}} | z_{j-1}, \dots, z_{1}\right]\right] \qquad (\munc) \\
\leq e^{-\lambda t} \mathbb{E}\left[e^{\lambda \sum_{i=1}^{j-1} (z_{i-1} - z_{i})} e^{-\lambda^{2} \frac{(b_{j} - a_{j})^{2}}{8}} | z_{j-1}, \dots, z_{1}\right]\right] \qquad (\munc) \\
\leq e^{-\lambda t} \mathbb{E}\left[e^{\lambda \sum_{i=1}^{j-1} (z_{i-1} - z_{i})} e^{-\lambda^{2} \frac{(b_{j} - a_{j})^{2}}{8}} | z_{j-1}, \dots, z_{1}\right]\right] \qquad (\munc) \\
\leq e^{-\lambda t} \mathbb{E}\left[e^{\lambda \sum_{i=1}^{j-1} (z_{i-1} - z_{i})} e^{-\lambda^{2} \frac{(b_{j} - a_{j})^{2}}{8}} | z_{j-1}, \dots, z_{1}\right]\right] \qquad (\munc) \\
\leq e^{-\lambda t} \mathbb{E}\left[e^{\lambda \sum_{i=1}^{j-1} (z_{i-1} - z_{i})} e^{-\lambda t} e^{-\lambda t} | z_{j-1}, \dots, z_{1}\right]$$

Remark 1.9. 同理可证 $\mathbb{P}(z_j - z_0 \ge t) \le e^{-\frac{t^2}{\sum c_i^2}}$

2 Chaining

上述集中不等式提供了随机变量均值的尾概率。如要研究一族随机变量的上界 (同样是随机变量) 的尾概率,Kolmogorov 引入了 Chaining 方法以研究指标集为欧氏空间的高斯过程,后由 2024 年阿贝尔奖(数学界的诺贝尔奖)得主 Talagrand 应用于各种随机过程的

上下界研究, 详见其专著 [Talagrand(2022)]。Talagrand 的阿贝尔讲座 [Tal(2024)] 提供了对 chaining 思想清晰全面的讲述, 在计算机方面的应用参见 [Nelson(2016)]。以下我们研究一个具体的案例, 从中管窥 chaining 方法的一角。

假设我们被给定了一族有界向量 $T \subset \mathbb{R}^n$, 其在 X 范数下的直径为 $\rho_X(T)$. 又有随机向量 $g \in \mathbb{R}^n$ 的每一项都是独立的标准高斯分布 (均值为 0, 方差为 1). 我们研究 $(X_t)_{t \in T}, X_t := \langle g, t \rangle$. 利用正态分布线性组合均值、方差的性质, 可以算出

$$\forall s, t \in T, \mathbb{P}(|X_s - X_t| > \lambda) \lesssim e^{-\lambda^2/(2\|s - t\|_2^2)}. \tag{1}$$

上式中, \lesssim 表示右端乘以某常数 c 后 \leq 成立. 接下来, 我们展示三种计算 $g(T) := \mathbb{E}_g \sup_{t \in T} X_t$ 的尾分布的方法.

2.1 方法一: 合并界 (Union bound)

回顾概率论的知识, 我们有:

$$\mathbb{E}|Z| = \int_0^\infty \mathbb{P}(Z > u) du.$$

从而

$$\mathbb{E} \sup_{t \in T} X_{t} = \int_{0}^{\infty} \mathbb{P}(\sup_{t \in T} X_{t} > u) du$$

$$\leq \int_{0}^{2\rho_{\ell_{2}}(T)\sqrt{2\log|T|}} \underbrace{\mathbb{P}(\sup_{t \in T} X_{t} > u)}_{\leq 1} du + \int_{\rho_{\ell_{2}}(T)\sqrt{2\log|T|}} \mathbb{P}(\sup_{t \in T} X_{t} > u) du$$

$$\leq \rho_{\ell_{2}}(T)\sqrt{2\log|T|} + \int_{\rho_{\ell_{2}}(T)\sqrt{2\log|T|}}^{\infty} \sum_{t \in T} \mathbb{P}(X_{t} > u) du \ (合并界)$$

$$\leq \rho_{\ell_{2}}(T)\sqrt{2\log|T|} + |T| \cdot \int_{\rho_{\ell_{2}}(T)\sqrt{2\log|T|}}^{\infty} e^{-u^{2}/(2\rho_{\ell_{2}}(T)^{2})} du$$

$$= \rho_{\ell_{2}}(T)\sqrt{2\log|T|} + \rho_{\ell_{2}}(T) \cdot |T| \cdot \int_{\sqrt{2\log|T|}}^{\infty} e^{-\nu^{2}/2} d\nu \ (\mathfrak{G} \stackrel{\text{helphase}}{=} \mathfrak{K} \stackrel{$$

2.2 方法二: ← 网

设 $T'\subseteq T$ 为 T 的 ε -网, 定义为满足对任意 $t\in T$ 都存在 $t'\in T'$ 使得 $||t-t'||_2\leq \varepsilon$ 的集合. 由 $\langle g,t\rangle=\langle g,t'+(t-t')\rangle$, 有

$$X_t = X_{t'} + X_{t-t'}.$$

从而

$$g(T) \le g(T') + \mathbb{E} \sup_{t \in T} \langle g, t - t' \rangle$$
.

由(2), $g(T') \lesssim \rho_{\ell_2}(T') \cdot \sqrt{\log |T'|} \leq \rho_{\ell_2}(T) \cdot \sqrt{\log |T'|}$. 又有 $\langle g, t-t' \rangle \leq \|g\|_2 \cdot \|t-t'\| \leq \varepsilon \|g\|_2$, 以及

$$\mathbb{E}||g||_2 \le (\mathbb{E}||g||_2^2)^{1/2} \le \sqrt{n}.$$

上式第一个不等号将 $||g||_2 * 1$ 视作两项的乘积,作积分的 Cauchy-Schwarz 不等式,第二个不等号源于直接计算。得出:

$$g(T) \leqslant \rho_{\ell_2}(T) \cdot \sqrt{\log |T'|} + \varepsilon \sqrt{n}$$

$$= \rho_{\ell_2}(T) \cdot \log^{1/2} \mathcal{N}(T, \ell_2, \varepsilon) + \varepsilon \sqrt{n}$$
(3)

此处 $\mathcal{N}(T,d,u)$ 表示度量熵(metric entropy)或覆盖数(covering number),定义为 d- 度量空间中使用半径为 u 的球覆盖 T 所需的最小个数。易见这即为 u-网大小的下确界。可以通过优化(3)中的参数 ϵ 来得出更精细的界。不论如何,比起(2),至少这一上界对于 T 为无穷集的情形不再平凡了.

2.3 方法三: Dudley 不等式 (Chaining)

Chaining 的核心思想是,使用越来越细密,乃至可数多个网,来减小上界。设 $T_r \subset T$ 为 T 的 $2^{-r}\rho_{\ell_2}(T)$ -网,其覆盖半径记为 ϵ_r , t_r 是 T_r 中距离 t 最近的点。则有

$$\langle g, t \rangle = \langle g, t_0 \rangle + \sum_{r=1}^{\infty} \langle g, t_r - t_{r-1} \rangle$$

这是因为 t_r 距离 t 趋于零。之所以叫 chaining,就是源于求和项环环相链(见 [Talagrand(2022)] 第 2 和 29 页)。

$$g(T) \leq \sum_{r=1}^{\infty} \mathbb{E} \sup_{t \in T} \langle g, t_r - t_{r-1} \rangle$$

$$\lesssim \sum_{r=1}^{\infty} \frac{\rho_{\ell_2}(T)}{2^r} \cdot \log^{1/2} (\mathcal{N}(T, \ell_2, \frac{\rho_{\ell_2}(T)}{2^r})^2) \qquad (\text{由 (2) 及三角不等式)}$$

$$\lesssim \sum_{r=1}^{\infty} \frac{\rho_{\ell_2}(T)}{2^r} \cdot \log^{1/2} \mathcal{N}(T, \ell_2, \frac{\rho_{\ell_2}(T)}{2^r}).$$

$$(4)$$

在此对 (4) 做一解释: 由三角不等式, 可知 $||t_r - t_{r-1}||$ 不超过 $\epsilon_r + \epsilon_{r-1}$, 注意到 $|T_r - T_{r-1}| \le |T_r| \cdot |T_{r-1}| \le |T_r|^2$, T_r 选为最小的 ϵ_r -网,直接利用合并界 (2) 即可。

同学们可以尝试将 T 取成欧氏空间内的单位球或方块,具体计算一下。将会发现通过 Chaining 得到的界更优。

References

- [Tal(2024)] 【The Abel lectures 2024】 Michel Talagrand: Chaining a long story, 2024. URL https://www.bilibili.com/video/BV1LctFenEjY/. 访问时间: 2025-03-20.
- [Nelson(2016)] Jelani Nelson. *Chaining introduction with some computer science applications*. Bulletin of EATCS 3, no. 120, 2016.
- [Talagrand(2022)] Michel Talagrand. *Upper and lower bounds for stochastic processes: decomposition theorems*, volume 60. Springer Nature, 2022.
- [Vershynin(2018)] Roman Vershynin. *Concentration of Sums of Independent Random Variables*, page 11–37. Cambridge Series in Statistical and Probabilistic Mathematics. Cambridge University Press, 2018.