

Chapter 18: 弱收敛

Latest Update: 2025 年 2 月 21 日

弱收敛存在连续映射定理. 若 $X_n \xrightarrow{\mathcal{D}} X$, 则

$$\mathbb{E}\{f(X_n)\} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} \mathbb{E}\{f(X)\}, \quad \forall f \in \mathcal{C}_b(\mathbb{R}).$$

只需证:

$$\mathbb{E}\{f(g(X_n))\} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} \mathbb{E}\{f(g(X))\}, \quad \forall f \in \mathcal{C}_b(\mathbb{R}).$$

当 g 是连续函数时, 有 $F = f \circ g$ 是有界连续函数. 根据定义即得连续映射定理.

Exercise #18. 1. 证明: 若 $X_n \xrightarrow{L^p} X (p \geq 1)$, 则 $X_n \xrightarrow{\mathcal{D}} X$.

证明. 根据 Liapunov 不等式, 对 $\forall p \geq 1$, 有

$$\mathbb{E}\{|X|\} \leq \left[\mathbb{E}\{|X|^p\}^{\frac{1}{p}} \right].$$

由于 $X_n \xrightarrow{L^p} X$, 所以 $\mathbb{E}\{|X_n - X|^p\} \rightarrow 0$.

根据定理 18.7, 考察 $\forall f \in \mathcal{C}_{b, \text{Lip}}(\mathbb{R})$, 存在常数 K 使得

$$\begin{aligned} |\mathbb{E}\{f(X_n)\} - \mathbb{E}\{f(X)\}| &\leq K \mathbb{E}\{|X_n - X|\} \\ &\leq K \left[\mathbb{E}\{|X_n - X|^p\}^{\frac{1}{p}} \right] \\ &\rightarrow 0 \quad (n \rightarrow \infty). \end{aligned}$$

□

Exercise #18. 2. 设 $\alpha \in \mathbb{R}^d$. 用构造方法证明: 存在一个连续函数 $f: \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$, 使得 $0 \leq f(x) \leq 1, \forall x \in \mathbb{R}^d, f(\alpha) = 0$ 且对给定的 $\varepsilon > 0$, 当满足 $\|x - \alpha\| \geq \varepsilon$ 时, 有 $f(x) = 1$.

注. 首先在 $d = 1$ 时解决这个问题, 再模仿证明到 $d > 1$ 的情况.

证明. 只需取

$$f(x) = \max \left\{ \frac{1}{\varepsilon} \|x - \alpha\|, 1 \right\}.$$

□

Exercise #18. 3. 设 X 是一个实值随机变量, 分布函数为 F . 证明: $F(x-) = F(x)$ 当且仅当 $P(X = x) = 0$.

证明. 根据引理 7.1, 有 $P(X = x) = F(x) - F(x-)$. □

Exercise #18. 4. 设 $g : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}, 0 \leq g(x) \leq 1$, g 是非增的, 并假设 g 是右连续的 (即 $\lim_{y \downarrow x} g(y) = g(x), \forall x$). 证明: g 处处有左极限 (即 $\lim_{y \uparrow x} g(y) = g(x-)$ 存在, $\forall x$), 并且集合 $\Lambda = \{x : g(x-) \neq g(x)\}$ 是至多可列集.

注. 首先证明: 仅有有限的 x 使得 $g(x) - g(x-) > \frac{1}{k}$, 然后令 k 趋于无穷. 在习题 7.16 中已经证过.

证明. 首先,

$$\Lambda = \{x : g(x-) \neq g(x)\} = \{x : g(x-) < g(x)\} = \bigcup_{k=1}^{\infty} \left\{x : g(x) - g(x-) > \frac{1}{k}\right\}.$$

由于 $g \in [0, 1]$

$$\#\left\{x : g(x) - g(x-) > \frac{1}{k}\right\} \leq k.$$

仅有有限的 x 使得 $g(x) - g(x-) > \frac{1}{k}$, 从而 Λ 是至多可列的.

接下来证明 g 处处有左极限. 令 $t \in \mathbb{R}^1$, 考察 $M = \{g(x) : x < t\}$. 则 M 非空, 且有上界 $g(t)$, 于是根据确界存在定理, 存在 $\alpha = \sup M$. 根据上确界的定义, 对 $\forall \varepsilon > 0$, 存在 $x_0 < t$ 使得 $\alpha - \varepsilon < g(x) \leq \alpha$. 取 $\delta = t - x_0$, 则当 $x \in (t - \delta, t)$ 时, $M - \varepsilon < g(x) \leq M$. 从而 $\lim_{y \uparrow t} g(y) = \alpha = g(t-)$. □

Exercise #18. 5. 设 F 是一个实值随机变量的分布函数. 令 $D = \{x : F(x-) = F(x)\}$. 证明: D 在 \mathbb{R} 上是稠密的.

注. 可以用 18.4 证明 D 的补集是至多可列的.

证明. 根据 18.4, 令 $D = \{x : F(x-) = F(x)\}$, 则 $D^c = \{x : F(x-) < F(x)\}$ 是至多可列的. 反证法, 若不然, 则存在 $x_0 \in D^c, \delta > 0$ 使得 $B(x_0, \delta) \subset D^c$. 而这与 D^c 是至多可列的矛盾. □

Exercise #18. 6. 设 $\{X_n\}_{n \geq 1}$ 是一列实值随机变量, 且 $X_n \sim \text{Unif}[-n, n]$. 在何种意义下, 有 X_n 收敛到某个随机变量 X ?

证明. 由于依分布收敛的收敛性是最弱的. 因此先考察依分布收敛. 若存在一个随机变量 X 使得 $X_n \xrightarrow{D} X$, 则根据依分布收敛的定义, 记 F_n 和 F 分别是 X_n 和 X 的分布函数, 则对于 F 的连续点 x , 有

$$F_n(x) \rightarrow F(x) \quad (n \rightarrow \infty).$$

注意到

$$F_n(x) = P(X_n \leq x) = \int_{-n}^x \frac{1}{2n} dt = \frac{x+n}{2n} \mathbb{I}_{(-n,n)}(x) + \mathbb{I}_{[n,\infty)}(x).$$

则对于 $x \in \mathbb{R}^1$, 当 $n \rightarrow \infty$ 有 $F_n(x) \rightarrow \frac{1}{2}$. 而这与 $\lim_{x \rightarrow \infty} F(x) = 1$ 矛盾! 因此 X_n 不依分布收敛. \square

Exercise #18. 7. 设 $f_n(x)$ 是 \mathbb{R} 上的密度函数. 假设 $\lim_{n \rightarrow \infty} f_n(x) = e^{-x} \mathbb{I}_{(x>0)}$. 若 f_n 是随机变量 X_n 的密度. 考察当 n 趋于无穷时, X_n 的收敛性.

证明. 根据定理 18.5(Scheffé 定理), f_n 几乎处处逐点收敛于 f , 其中 $f(x) = e^{-x} \mathbb{I}_{(x>0)}$ 是参数为 1 的指数分布的密度函数. 则 $X_n \xrightarrow{D} X$. \square

Exercise #18. 8. 设 $\{X_n\}_{n \geq 1}$ 是独立同分布的 $\text{Cauchy}(0,1)$ 随机变量. 令 $Y_n = \frac{X_1 + \dots + X_n}{n}$. 证明: Y_n 依分布收敛, 并求出极限分布. Y_n 是否也依概率收敛?

证明. 在习题 17.7 中, 已经证明 Y_n 也服从 $\text{Cauchy}(0,1)$ 分布. 显然, Y_n 的分布函数逐点收敛于 $\text{Cauchy}(0,1)$ 的分布函数. 于是, Y_n 依分布收敛于 $\text{Cauchy}(0,1)$ 分布.

Y_n 不依概率收敛. 反证法, 若不然, 存在 Y 使得 $Y_n \xrightarrow{P} Y$. 由于

$$\{|Y_n - Y_m| > \varepsilon\} \subset \{|Y_n - Y| + |Y_m - Y| > \varepsilon\} \subset \{|Y_n - Y| > \varepsilon/2\} \cup \{|Y_m - Y| > \varepsilon/2\}.$$

如果 $Y_n \xrightarrow{P} Y$, 则应有 $\lim_{\substack{n \rightarrow \infty \\ m \rightarrow \infty}} P(|Y_n - Y_m| > \varepsilon) = 0 (\forall \varepsilon > 0)$. 但是, 若取 $m = 2n$, 则有

$$|Y_n - Y_m| = \frac{1}{2} \left| \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i - \frac{1}{n} \sum_{i=n+1}^{2n} X_i \right|$$

但是此时, $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i, \frac{1}{n} \sum_{i=n+1}^{2n} X_i$ 独立同 $\text{Cauchy}(0,1)$ 分布, 从而 $|Y_n - Y_m|$ 的分布于 n 无关. 即

$\lim_{n \rightarrow \infty} P(|Y_n - Y_{2n}| > \varepsilon) = P(|U - V| > 2\varepsilon) > 0$, 其中 U, V 是独立同分布的 $\text{Cauchy}(0,1)$ 随机变量. 而这产生了矛盾. 因此, Y_n 不依概率收敛. \square

Exercise #18. 9. 设 $\{X_n\}_{n \geq 1}$ 是一列随机变量, 且 $\sup_n \mathbb{E}\{X^2\} < \infty$. 设 μ_n 是 X_n 诱导的分布测度. 证明: 序列 μ_n 是紧的.

注. 可以用 Chebyshev 不等式.

证明. 用 Chebyshev 不等式, 对任意的 $m > 0$, 有

$$P\{|X_n| > m\} \leq \frac{1}{m^2} \mathbb{E}\{X_n^2\}.$$

于是,

$$\sup_n \mu_n([-m, m]^c) = \sup_n P\{|X_n| > m\} \leq \frac{1}{m^2} \sup_n \mathbb{E}\{X_n^2\} < \infty.$$

即

$$\lim_{m \rightarrow \infty} \sup_n \mu_n([-m, m]^c) = 0.$$

从而, μ_n 是紧的. □

Exercise #18. 10. 设 X_n, X, Y 是实值随机变量, 定义在同一个样本空间 (Ω, \mathcal{A}, P) 上. 假设

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{E}\{f(X_n)g(Y)\} = \mathbb{E}\{f(X)g(Y)\}$$

当 f, g 有界, f 连续, g 是 Borel 可测时成立. 证明: (X_n, Y) 依分布收敛到 (X, Y) . 进一步假设有 Borel 可测函数 h 满足 $X = h(Y)$, 证明: $X_n \xrightarrow{D} X$.

注. 注意, $X_n \xrightarrow{D} X, Y_n \xrightarrow{D} Y$ 不能推出 $(X_n, Y_n) \xrightarrow{D} (X, Y)$. 以下是一个反例: 设 $X_n \sim \mathcal{N}(0, 1), Y_n = (-1)^n X_n$, 则当 n 为奇数时, (X_n, Y_n) 依分布收敛于 (X, X) ; 当 n 为偶数时, (X_n, Y_n) 依分布收敛于 $(X, -X)$, 这是两个不同的分布 (因为分布函数不同). 因此, 不存在 (X, Y) 使得 (X_n, Y_n) 依分布收敛于 (X, Y) .

另一个反例是: 设 X, Y 独立同分布服从 $\mathcal{N}(0, 1)$, 令 $X_n = -Y, Y_n = Y$, 则 $X_n \xrightarrow{D} X, Y_n \xrightarrow{D} Y$, 但是此时 $X_n + Y_n = 0$, 这与 $X + Y \sim \mathcal{N}(0, 2)$ 矛盾!

此外, 依分布收敛的不同之处在于不满足一些运算法则, 只满足 Slutsky 定理. 比如,

$$X_n \xrightarrow{D} X, Y_n \xrightarrow{D} Y \not\Rightarrow X_n + Y_n \xrightarrow{D} X + Y.$$

反例是 $X_n = Z, Y_n = -Z$, 其中 Z 是标准正态分布.

证明. 称 (X_n, Y) 依分布收敛到 (X, Y) 是指

$$\mathbb{E}\{\phi(X_n, Y)\} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} \mathbb{E}\{\phi(X, Y)\},$$

其中 $\phi \in \mathcal{C}_b(\mathbb{R}^2)$.

考察 (X_n, Y) 的特征函数,

$$\begin{aligned} \mathbb{E}\{e^{it_1 X_n} e^{it_2 Y}\} &= \mathbb{E}[\{\cos(t_1 X) + i \sin(t_1 X)\} \{\cos(t_2 Y) + i \sin(t_2 Y)\}] \\ &= \mathbb{E}\{\cos(t_1 X) \cos(t_2 Y) - \sin(t_1 X) \sin(t_2 Y)\} + i \mathbb{E}\{\sin(t_1 X) \cos(t_2 Y) + \cos(t_1 X) \sin(t_2 Y)\} \end{aligned}$$

显然, $\sin(t_1 x), \cos(t_1 x), \sin(t_2 y), \cos(t_2 y)$ 都是有界函数, 且连续. 根据题中的条件, 有

$$\mathbb{E}\{e^{it_1 X_n} e^{it_2 Y}\} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} \mathbb{E}\{e^{it_1 X} e^{it_2 Y}\}.$$

根据 Lévy 连续定理, 有 $(X_n, Y) \xrightarrow{D} (X, Y)$.

根据 (X_n, Y) 依分布收敛于 (X, Y) , h 是 Borel 可测的, 则根据题中的条件,

$$(X_n, h(Y)) \xrightarrow{D} (X, h(Y)).$$

应用 Slutsky 定理 (习题 18.15), 有

$$X_n - X \xrightarrow{\mathcal{D}} X - X = 0 \Rightarrow X_n - X \xrightarrow{\mathcal{D}} 0 \Rightarrow X_n \xrightarrow{P} X.$$

□

Exercise #18. 11. 设 μ_α 表示参数为 α 的 Pareto 分布 (Zeta 分布). 设 $\alpha_n \rightarrow \alpha$, 证明: μ_{α_n} 弱收敛于 μ_α .

证明. Zeta 分布的 pmf 是

$$P(X = j) = c \frac{1}{j^{\alpha+1}}, j = 1, 2, 3, \dots$$

其中 $\alpha > 0, c = \frac{1}{\zeta(\alpha+1)}$, ζ 是 Riemann zeta 函数. 则

$$P(X_n = j) = c_n \frac{1}{j^{\alpha_n+1}}, j = 1, 2, 3, \dots$$

其中 $\alpha_n > 0, c_n = \frac{1}{\zeta(\alpha_n+1)}$.

从而

$$P(X_n = j) \xrightarrow{n \rightarrow \infty} P(X = j), \forall j = 1, 2, 3, \dots$$

根据可列取值情况下的弱收敛, μ_{α_n} 弱收敛于 μ_α .

□

Exercise #18. 12. 设 μ_α 表示参数为 α 的几何分布. 设 $\alpha_n \rightarrow \alpha > 0$, 证明: μ_{α_n} 弱收敛于 μ_α .

证明. 几何分布的 pmf 是

$$P(X = k) = (1 - p)^k p, k = 0, 1, 2, \dots$$

其中, $p \in (0, 1)$.

则

$$P(X_n = k) = (1 - p_n)^k p_n, k = 0, 1, 2, \dots$$

其中, $p_n \in (0, 1)$.

从而

$$P(X_n = k) \xrightarrow{n \rightarrow \infty} P(X = k), \forall k = 0, 1, 2, \dots$$

根据可列取值情况下的弱收敛, μ_{α_n} 弱收敛于 μ_α .

□

Exercise #18. 13. 设 $\mu_{(N,b,n)}$ 是一个超几何分布. 假设在 N 趋于无穷时, $p = \frac{b}{N}$ 保持是一个常数. 参数 n 固定. 证明当 N 趋于无穷时, $\mu_{(N,b,n)}$ 弱收敛到一个二项分布 $B(p, n)$.

证明. 超几何分布的 pmf 是

$$P(X = x) = \frac{\binom{b}{x} \binom{N-b}{n-x}}{\binom{N}{n}}, x = 0, 1, \dots, n.$$

令 $p = \frac{b}{N}$, 则 $b = pN$, $N - b = (1 - p)N$. 注意到, 当 N 充分大时,

$$\binom{N}{n} \approx \frac{N^n}{n!}$$

于是

$$\begin{aligned} P(X = x) &= \frac{\binom{pN}{x} \binom{(1-p)N}{n-x}}{\binom{N}{n}} \\ &= \frac{\frac{(pN)!}{x!(pN-x)!} \frac{((1-p)N)!}{(n-x)!((1-p)N-(n-x))!}}{\frac{N!}{n!(N-n)!}} \\ &\xrightarrow{N \rightarrow \infty} \frac{\frac{(pN)^x}{x!} \frac{((1-p)N)^{n-x}}{(n-x)!}}{\frac{N^n}{n!}} \\ &= \binom{n}{x} p^x (1-p)^{n-x}. \end{aligned}$$

根据可列取值情况下的弱收敛, $\mu_{(N,b,n)}$ 弱收敛于 $\mu_{(p,n)}$. □

Exercise #18. 14 (Slusky 定理). 设 X_n 依分布收敛于 X , Y_n 依概率收敛于 c . 证明:

(a) $X_n Y_n \xrightarrow{D} cX$,

(b) $\frac{X_n}{Y_n} \xrightarrow{D} \frac{X}{c}, (c \neq 0)$.

证明. 断言:

$$X_n \xrightarrow{D} X, Y_n \xrightarrow{P} c \Rightarrow (X_n, Y_n) \xrightarrow{D} (X, c).$$

若上述断言成立, 根据连续映射定理, 分别取

$$g(x, y) = x + y, \quad g(x, y) = xy, \quad g(x, y) = \frac{x}{y},$$

即可得出

$$X_n + Y_n \xrightarrow{D} X + c, \quad X_n Y_n \xrightarrow{D} cX, \quad \frac{X_n}{Y_n} \xrightarrow{D} \frac{X}{c}.$$

下证上述断言.

Step 1 断言 $(X_n, c) \xrightarrow{D} (X, c)$. 这等价于

$$\mathbb{E}\{f(X_n, c)\} \xrightarrow{D} \mathbb{E}\{f(X, c)\}, \quad \forall f \in \mathcal{C}_b(\mathbb{R}^2).$$

考察一元函数 $g_c(x) := f(x, c)$. 则显然 $g_c \in \mathcal{C}_b(\mathbb{R}^1)$, 根据 $X_n \xrightarrow{D} X$, 则

$$\mathbb{E}\{g_c(X_n)\} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} \mathbb{E}\{g_c(X)\}.$$

从而 $(X_n, c) \xrightarrow{D} (X, c)$.

Step 2 断言: $|(X_n, Y_n) - (X_n, c)| \xrightarrow{P} 0$. 事实上,

$$|(X_n, Y_n) - (X_n, c)| = |Y_n - c| \xrightarrow{P} 0.$$

应用定理 18.8, 即得证. □

Exercise #18. 15. 设 $\{X_n\}_{n \geq 1}, \{Y_n\}_{n \geq 1}$ 是定义在同一个概率空间上的随机变量列, 设 $X_n \xrightarrow{D} X$ 且 $Y_n \xrightarrow{P} 0$. 证明: $X_n + Y_n$ 依分布收敛于 X .

证明. 这是上一个习题的特例. □

Exercise #18. 16. 设实值随机变量列 $\{X_n\}_{n \geq 1}$ 有分布函数 F_n , 且 $X_n \xrightarrow{D} X$. 设 $p > 0$, 证明: 对任意的正数 N ,

$$\int_{-N}^N |x|^p F(dx) \leq \limsup_{n \rightarrow \infty} \int_{-N}^N |x|^p F_n(dx) < \infty.$$

注. 由于 $X_n \xrightarrow{D} X$, 则取 $f_N(x) = |x|^p \mathbb{I}_{[-N, N]}(x) \in \mathcal{C}_b(\mathbb{R}^1)$, 没有 $\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{E}\{f_N(X_n)\} = \mathbb{E}\{f_N(X)\}$. 于是,

$$\int_{-N}^N |x|^p F(dx) = \mathbb{E}\{f_N(X)\} \leq \limsup_{n \rightarrow \infty} \mathbb{E}\{f_N(X_n)\} = \limsup_{n \rightarrow \infty} \int_{-N}^N |x|^p F_n(dx) \leq N^p < \infty.$$

证明. 上述证明看上去很美好, 但是 $f_N(x) = |x|^p \mathbb{I}_{[-N, N]}(x)$ 不是连续函数! 怎么办? 用线性函数连起来!

取

$$g_{m,N}(x) = \begin{cases} |x|^p, & |x| \leq N - \frac{1}{m}, \\ (|x| - N) \cdot \frac{(N - \frac{1}{m})^p}{-\frac{1}{m}}, & N - \frac{1}{m} \leq |x| \leq N, \\ 0, & |x| > N. \end{cases}$$

则此时 $g_{m,N}(x) \in \mathcal{C}_b(\mathbb{R}^1)$, 且满足对任意的 $m, N > 0$, 都有

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{E}\{g_{m,N}(X_n)\} = \mathbb{E}\{g_{m,N}(X)\}.$$

而且还有当 $m \rightarrow \infty$ 时, 有 $g_{m,N}(x) \uparrow f_N(x) = |x|^p \mathbb{I}_{[-N, N]}(x)$, 从而根据单调收敛定理,

$$\begin{aligned} \int_{-N}^N |x|^p dF(x) &= \mathbb{E}\{f_N(X)\} = \lim_{m \rightarrow \infty} \mathbb{E}\{g_{m,N}(X)\} \quad \forall N. \\ \int_{-N}^N |x|^p dF_n(x) &= \mathbb{E}\{f_N(X_n)\} = \lim_{m \rightarrow \infty} \mathbb{E}\{g_{m,N}(X_n)\} \quad \forall N. \end{aligned}$$

由于 $g_{m,N}(x) \leq f_N(x)$,

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{E}\{g_{m,N}(X_n)\} \leq \limsup_{n \rightarrow \infty} \mathbb{E}\{f_N(X_n)\}.$$

于是有

$$\lim_{m \rightarrow \infty} \mathbb{E}\{g_{m,N}(X)\} = \lim_{m \rightarrow \infty} \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{E}\{g_{m,N}(X_n)\} \leq \limsup_{n \rightarrow \infty} \lim_{m \rightarrow \infty} \mathbb{E}\{g_{m,N}(X_n)\} = \limsup_{n \rightarrow \infty} \mathbb{E}\{f_N(X_n)\}.$$

从而

$$\int_{-N}^N |x|^p dF(x) \leq \limsup_{n \rightarrow \infty} \int_{-N}^N |x|^p dF_n(x) \leq N^p < \infty, \quad \forall N.$$

□

Exercise #18. 17. 设实值随机变量列 $\{X_n\}_{n \geq 1}$ 有分布函数 F_n , 且 X 有分布函数 F . 假设对某些 $r > 0$,

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \int_{-\infty}^{\infty} |F_n(x) - F(x)|^r dx = 0$$

证明: $X_n \xrightarrow{D} X$.

注. 假设存在 F 上的连续点 y 使得 $\lim_{n \rightarrow \infty} F_n(y) \neq F(y)$. 则存在 $\varepsilon > 0$ 和一个子列 $\{n_k\}$ 使得 $|F_{n_k}(y) - F(y)| > \varepsilon, \forall k$. 证明: 对于适当的 y_1, y_2 , $|F_{n_k}(x) - F(x)| > \frac{\varepsilon}{2}$, 对要么 $x \in [y_1, y)$, 要么 $x \in (y, y_2]$ 成立. 而这产生了矛盾.

证明. 这里的证明沿着提示的思路. 用反证法, 若不然, 则存在分布函数的子列使得在某一连续点 y 上不收敛.

- 若 $F_{n_k}(y) - F(y) < -\varepsilon, \forall k$, 则当 $x \leq y$ 时,

$$F_{n_k}(x) - F(x) \leq F_{n_k}(y) - F(y) + F(y) - F(x) < -\varepsilon + \{F(y) - F(x)\}.$$

由于 F 在 y 点处连续, 于是, 存在区间 $[y_1, y)$ 使得 $F(y) - F(x) < \varepsilon/2$, 从而有

$$F_{n_k}(x) - F(x) < -\varepsilon/2, \forall x \in [y_1, y).$$

- 若 $F_{n_k}(y) - F(y) > \varepsilon, \forall k$, 则当 $x \geq y$ 时,

$$F_{n_k}(x) - F(x) \geq F_{n_k}(y) - F(y) + F(y) - F(x) > \varepsilon + \{F(y) - F(x)\}.$$

由于 F 在 y 点处连续, 于是, 存在区间 $(y, y_2]$ 使得 $F(y) - F(x) < \varepsilon/2$, 从而有

$$F_{n_k}(x) - F(x) > \varepsilon/2, \forall x \in (y, y_2].$$

上述两种情况都蕴含着

$$\int_{-\infty}^{\infty} |F_{n_k}(x) - F(x)|^r dx \geq |y_1 - y| \frac{\varepsilon}{2} > 0.$$

这与题设矛盾. 因此, $X_n \xrightarrow{D} X$.

□

Exercise #18. 18 (Polya 一致收敛定理). 假设 $\{F_n\}_{n \geq 1}$ 是一列 \mathbb{R} 上的分布函数, 且它们收敛到 \mathbb{R} 上的连续的分布函数 F . 证明: 这样的收敛关于 x 是一致收敛.

注. 首先证明存在点 x_1, \dots, x_m 使得 $F(x_1) < \varepsilon, F(x_{j+1}) - F(x_j) < \varepsilon$, 以及 $1 - F(x_m) < \varepsilon$. 接下来说明: 存在 N 使得当 $n > N$ 时, $|F_n(x_j) - F(x_j)| < \varepsilon, 1 \leq j \leq m$.

证明. 对每个固定的正整数 k , 考虑以下的序列

$$-\infty = x_{0,k} \leq x_{1,k} \leq \dots \leq x_{j,k} \leq \dots \leq x_{k,k} = \infty$$

其中 $x_{j,k} = \inf \left\{ x : F(x) \geq \frac{j}{k} \right\}$. 于是根据 F 的连续性, $F(x_{j,k}) \leq \frac{j}{k}$, 因此

$$0 \leq F(x_{j+1,k}) - F(x_{j,k}) \leq \frac{1}{k}, \quad 0 \leq j < k$$

于是对于任给的 x , 存在 j 使得 $x \in (x_{j,k}, x_{j+1,k}]$ 满足

$$F_n(x) - F(x) \leq F_n(x_{j+1,k}) - F(x_{j,k}) \leq F_n(x_{j+1,k}) - F(x_{j+1,k}) + \frac{1}{k}$$

和

$$F_n(x) - F(x) \geq F_n(x_{j,k}) - F(x_{j+1,k}) \geq F_n(x_{j,k}) - F(x_{j,k}) - \frac{1}{k}$$

于是

$$\sup_{x \in (x_{j,k}, x_{j+1,k}]} |F_n(x) - F(x)| \leq |F_n(x_{j+1,k}) - F(x_{j+1,k})| + |F_n(x_{j,k}) - F(x_{j,k})| + \frac{1}{k}$$

因此

$$\sup_x |F_n(x) - F(x)| \leq \max_{1 \leq j \leq k} |F_n(x_{j,k}) - F(x_{j,k})| + \max_{0 \leq j \leq k} |F_n(x_{j,k}) - F(x_{j,k})| + \frac{2}{k}$$

先固定 k 对 n 取极限, 再对 k 取极限即可. □

Exercise #18. 19. 设 f 是一致连续函数. X, Y 是两个实值随机变量. 假设当 $|x - y| < \delta$ 时, 有 $|f(x) - f(y)| < \varepsilon$. 证明:

$$|\mathbb{E}\{f(X)\} - \mathbb{E}\{f(X + Y)\}| \leq \varepsilon + 2 \sup_x |f(x)| P\{|Y| \geq \delta\}.$$

证明. 设 $Z = (X, Y)$ 诱导的测度是 μ , 则

$$\begin{aligned} \left| \int f(x) d\mu - \int f(x + y) d\mu \right| &\leq \left(\int_{|y| < \delta} + \int_{|y| \geq \delta} \right) |f(x) - f(x + y)| d\mu \\ &\leq \varepsilon + 2 \sup_x |f(x)| \mu\{|y| \geq \delta\} \\ &= \varepsilon + 2 \sup_x |f(x)| P\{|Y| \geq \delta\}. \end{aligned}$$

□

Exercise #18. 20. 设 $\{X_n\}_{n \geq 1}, X, Y$ 是实值随机变量, 定义在同一个概率空间上. 假设 $X_n + \sigma Y$ 依分布收敛于 $X + \sigma Y$, 对于任意的 $\sigma > 0$. 证明: X_n 依分布收敛于 X .

注. 可以用 18.19 的结论.

证明. $\forall f \in \mathcal{C}_{b,Lip}(\mathbb{R}^1), \sigma > 0$,

$$\begin{aligned} & |\mathbb{E}\{f(X_n)\} - \mathbb{E}\{f(X)\}| \\ &= |\mathbb{E}\{f(X_n)\} - \mathbb{E}\{f(X_n + \sigma Y)\} + \mathbb{E}\{f(X_n + \sigma Y)\} - \mathbb{E}\{f(X + \sigma Y)\} + \mathbb{E}\{f(X + \sigma Y)\} - \mathbb{E}\{f(X)\}| \\ &\leq I_1 + I_2 + I_3. \end{aligned}$$

其中,

$$\begin{aligned} I_1 &= |\mathbb{E}\{f(X_n)\} - \mathbb{E}\{f(X_n + \sigma Y)\}|, \\ I_2 &= |\mathbb{E}\{f(X_n + \sigma Y)\} - \mathbb{E}\{f(X + \sigma Y)\}|, \\ I_3 &= |\mathbb{E}\{f(X + \sigma Y)\} - \mathbb{E}\{f(X)\}|. \end{aligned}$$

首先, 根据题目中弱收敛的条件,

$$I_2 \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 0, \quad \forall \sigma > 0.$$

对于 I_1 , 由于 f 是 Lipschitz 连续的, $\forall \varepsilon > 0$,

$$I_1 \leq \varepsilon + 2 \sup_x |f(x)| P\{|\sigma Y| \geq \delta\}, \quad \forall n, \sigma > 0.$$

先令 $n \rightarrow \infty$, 再令 $\sigma \rightarrow 0$, 有 $I_1 \rightarrow 0$, 同理, $I_3 \rightarrow 0$.

综上,

$$\lim_{n \rightarrow \infty} |\mathbb{E}\{f(X_n)\} - \mathbb{E}\{f(X)\}| = 0, \quad \forall f \in \mathcal{C}_{b,Lip}(\mathbb{R}^1).$$

这表明 X_n 依分布收敛于 X . □

Exercise #18. 21. 设 X 和 Y 是定义在同一个概率空间上的实值独立随机变量. 假设 Y 服从标准正态分布, 令 f 是有界连续函数. 证明:

$$\mathbb{E}\{f(X + \sigma Y)\} = \mathbb{E}\{f_\sigma(X)\}$$

其中,

$$f_\sigma(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int_{-\infty}^{\infty} f(z) e^{-\frac{1}{2}|z-x|^2/\sigma^2} dz$$

证明 $f_\sigma(x)$ 是有界的, 且是任意阶可导的.

证明. 设 $Z = (X, Y)$ 的分布函数是 P^Z , X, Y 的分布函数分别是 P^X, P^Y . 则根据独立性 (Cor 10.1),

$$P^Z = P^X \otimes P^Y.$$

于是根据 f 有界, 应用 Fubini 定理,

$$\begin{aligned} \mathbb{E}\{f(X + \sigma Y)\} &= \iint f(x + \sigma y) dP^Z(x, y) \\ &= \iint f(x + \sigma y) dP^X(x) dP^Y(y) \\ &= \int \left(\int f(x + \sigma y) dP^Y(y) \right) dP^X(x) \\ &= \int \int_{-\infty}^{\infty} f(x + \sigma y) \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}y^2} dy dP^X(x) \\ &= \int \int_{-\infty}^{\infty} f(z) \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{1}{2}|z-x|^2/\sigma^2} dz dP^X(x) \quad (\text{令 } z = x + \sigma y) \end{aligned}$$

于是,

$$\mathbb{E}\{f(X + \sigma Y)\} = \mathbb{E}\{f_\sigma(X)\}.$$

接下来证明 $f_\sigma(x)$ 是有界的. 由于 f 有界, 存在 $M > 0$ 使得 $|f(x)| \leq M$, 于是

$$|f_\sigma(x)| \leq \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int_{-\infty}^{\infty} |f(z)| e^{-\frac{1}{2}|z-x|^2/\sigma^2} dz \leq \frac{M}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int_{-\infty}^{\infty} e^{-\frac{1}{2}|z-x|^2/\sigma^2} dz = M.$$

最后证明 $f_\sigma(x)$ 是任意阶可导的. 先考虑一阶导数. 由于

$$h'(x) = \lim_{\Delta x \rightarrow 0} \frac{h(x + \Delta x) - h(x)}{\Delta x},$$

为了交换极限和积分, 我们需要找到一个积分内的函数的控制函数. 考察 Δx 充分小时,

$$\left| f(z) \left(e^{-(z-x-\Delta x)^2} - e^{-(z-x)^2} \right) \right| \leq |f(z)| e^{-(z-x)^2} |e^{2z\Delta x + \Delta x^2} - 1| \leq M e^{-(z-x)^2} (2|z| + |\Delta x|) |\Delta x|.$$

可积, 从而可以交换积分和极限. □

Exercise #18. 22. 设 $\{X_n\}_{n \geq 1}$, X 是实值随机变量. 证明: $X_n \xrightarrow{D} X$ 当且仅当对任意的有界 C^∞ 函数 f , 有 $\mathbb{E}\{f(X_n)\} \rightarrow \mathbb{E}\{f(X)\}$.

证明. 只需证反方向. 取 (构造) Y 与 $X, \{X_n\}$ 独立, 且服从标准正态分布.

若 $\forall f \in \mathcal{C}_b^\infty$, $\mathbb{E}\{f(X_n)\} \rightarrow \mathbb{E}\{f(X)\}$, 特别地, 习题 18.21 中的函数 $f_\sigma(x)$ 是有界的, 且是任意阶可导的. 于是 $\forall \sigma > 0$,

$$\mathbb{E}\{f(X_n + \sigma Y)\} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} \mathbb{E}\{f(X + \sigma Y)\}.$$

根据习题 18.20, 有 $X_n \xrightarrow{D} X$. □