

12月10日
ここから

不等式(6.2)の応用として、次を証明しよう。

Thm 6.3 (Weierstrassの多項式近似定理)

$a, b \in \mathbb{R}, a < b$ とし, $f: [a, b] \rightarrow \mathbb{R}$ は連続とする。このとき $\forall \epsilon \in (0, \infty), \exists P(x) = \sum_{k=0}^n a_k x^k$ ($n \in \mathbb{N} \cup \{0\}, \{a_k\}_{k=0}^n \subset \mathbb{R}$),

$$\sup_{x \in [a, b]} |f(x) - P(x)| < \epsilon.$$

⊙ $a=0, b=1$ と仮定して証明すればよい。

(実際、そのとき一般の $f: [a, b] \rightarrow \mathbb{R}$ の場合でも, $g: [0, 1] \rightarrow \mathbb{R}$ を $g(x) := f(a+x(b-a))$ で定めることにより, $\forall \epsilon \in (0, \infty), \exists P(x)$ 多項式, $\sup_{x \in [0, 1]} |g(x) - P(x)| < \epsilon$.)

例 4.15 のように, $P \in [0, 1]$ とし, また $n \in \mathbb{N}$ とし $\{X_k\}_{k=1}^n$ を独立な real r.v.s で $\forall k \in \{1, \dots, n\}, X_k \sim \text{Be}(P) = B(1, P)$ とするものとする。 $S_n := \sum_{k=1}^n X_k$ とおくと, $S_n \sim B(n, P)$ なので

$$E[f(\frac{S_n}{n})] = \sum_{k=0}^n f(\frac{k}{n}) P[S_n = k] = \sum_{k=0}^n f(\frac{k}{n}) \binom{n}{k} P^n (1-P)^{n-k} =: B_{f,n}(P). \quad (6.3)$$

($B_{f,n}(P)$ を f に対する n 次 Bernstein 多項式という)

claim $\lim_{n \rightarrow \infty} \sup_{P \in [0, 1]} |f(P) - B_{f,n}(P)| = 0.$

⊙ $\epsilon \in (0, \infty)$ とする。 $[0, 1]$ のコンパクト性により f は $[0, 1]$ 上で一様連続であるので, $\exists \delta \in (0, \infty),$

$$\forall x, y \in [0, 1], |x - y| < \delta \implies |f(x) - f(y)| < \epsilon. \quad (6.4)$$

また $[0, 1]$ のコンパクト性により $M := \sup_{x \in [0, 1]} |f(x)| = \max_{x \in [0, 1]} |f(x)| < \infty.$

そこで (6.3), (6.4), (6.2) を用いれば,

$$\begin{aligned} |f(P) - B_{f,n}(P)| &= |E[f(P) - f(\frac{S_n}{n})]| \leq E[|f(P) - f(\frac{S_n}{n})|] \\ &= E[|f(P) - f(\frac{S_n}{n})| (\mathbb{1}_{\{|S_n/n - P| < \delta\}} + \mathbb{1}_{\{|S_n/n - P| \geq \delta\}})] \\ &\leq \epsilon + 2M P[|\frac{S_n}{n} - P| \geq \delta] \\ &\leq \epsilon + 2M \delta^{-2} \frac{P(1-P)}{n} \leq \epsilon + 2M \delta^{-2} \frac{1}{n} \end{aligned}$$

となり, これは $n \geq 2M \delta^{-2} \frac{1}{\epsilon}$ であるような任意の $n \in \mathbb{N}$ に対し $\sup_{P \in [0, 1]} |f(P) - B_{f,n}(P)| \leq 2\epsilon$ であることを意味する (claim) ■

実は Thm 6.2 は次のように $P \rightarrow$ を $a.s. \rightarrow$ に強められる:

Thm 6.4 (大数の強法則 (SLLN, strong law of large numbers))

$m \in \mathbb{R}$ とし, $\{X_n\}_{n=1}^\infty \subset \mathcal{L}^2(P)$ は独立で $\forall n \in \mathbb{N}, E[X_n] = m,$ かつ $\sup_{n \in \mathbb{N}} \text{var}(X_n) < \infty$ と仮定する。このとき

$$\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X_k \xrightarrow{a.s.} m. \quad (6.5)$$

特に, 任意の i.i.d. $\{X_n\}_{n=1}^\infty \subset \mathcal{L}^2(P)$ に対し (6.5) が成り立つ。

⊙ $v := \sup_{n \in \mathbb{N}} \text{var}(X_n)$ とおき, $n \in \mathbb{N}$ に対し $Y_n := \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X_k - m$

とおく。(6.2) により $E[Y_n^2] \leq \frac{v}{n}$ であるので,

$$E[\sum_{n=1}^\infty Y_n^2] \stackrel{\text{Prop 1.20}}{\leq} \sum_{n=1}^\infty E[Y_n^2] \leq \sum_{n=1}^\infty \frac{v}{n^2} < \infty.$$

従って Prop 1.27-(2) により a.s. に $\sum_{n=1}^\infty Y_n^2 < \infty$ であり, 特に $Y_n^2 \xrightarrow{a.s.} 0$, すなわち $Y_n \xrightarrow{a.s.} 0$.

次に $n \in \mathbb{N}$ とし $k(n) := \max\{k \in \mathbb{N} | k^2 \leq n\}$ とおく。そして $k(n)^2 \leq n < (k(n)+1)^2$ より $\sqrt{n} - 1 < k(n) \leq \sqrt{n}$ であるので,

特に $\lim_{n \rightarrow \infty} k(n) = \infty, \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{k(n)^2}{n} = 1$ 。さらに $n \in \mathbb{N}$ に対し,

$Y_n - \frac{k(n)^2}{n} Y_{k(n)^2} = \frac{1}{n} \sum_{l=k(n)^2+1}^n (X_l - m)$ なので

$$\begin{aligned} E[(Y_n - \frac{k(n)^2}{n} Y_{k(n)^2})^2] &= \frac{1}{n^2} \text{var}(\sum_{l=k(n)^2+1}^n X_l) \\ &\stackrel{\text{Prop 4.14-(2)}}{\leq} \frac{1}{n^2} \sum_{l=k(n)^2+1}^n \text{var}(X_l) \\ &\leq \frac{n - k(n)^2}{n^2} v \leq \frac{2k(n)+1}{n^2} v \\ &\leq \frac{2\sqrt{n}+1}{n^2} v \leq 3\sqrt{v} n^{-3/2}. \end{aligned}$$

よって $E[\sum_{n=1}^\infty (Y_n - \frac{k(n)^2}{n} Y_{k(n)^2})^2]$

$$\stackrel{\text{Prop 1.20}}{\leq} \sum_{n=1}^\infty E[(Y_n - \frac{k(n)^2}{n} Y_{k(n)^2})^2] \leq \sum_{n=1}^\infty \frac{3\sqrt{v}}{n^{3/2}} < \infty$$

なので再び Prop 1.27-(2) により $\sum_{n=1}^\infty (Y_n - \frac{k(n)^2}{n} Y_{k(n)^2})^2 < \infty$ a.s., 従って特に $(Y_n - \frac{k(n)^2}{n} Y_{k(n)^2})^2 \xrightarrow{a.s.} 0$, すなわち

$Y_n - \frac{k(n)^2}{n} Y_{k(n)^2} \xrightarrow{a.s.} 0$. ゆえに前段落の結果と合わせ

$$Y_n = (Y_n - \frac{k(n)^2}{n} Y_{k(n)^2}) + \frac{k(n)^2}{n} Y_{k(n)^2} \xrightarrow{a.s.} 0 + 1 \cdot 0 = 0.$$

よって $\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X_k = Y_n + m \xrightarrow{a.s.} 0 + m = m.$ ■

例 6.5 (1) $P \in [0, 1]$ とし, $\{X_n\}_{n=1}^\infty$ は i.i.d. real r.v.s で

$X_1 \sim \text{Be}(P)$ とする (「表の確率 P のコインを無限回投げる」).

$E[X_1] = E[X_1^2] = P$ なので Thm 6.4 により

$$(n \text{ 回のうち表の回数} / \text{回数}) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X_k \xrightarrow{a.s.} P.$$

(2) $\{X_n\}_{n=1}^\infty$ は i.i.d. real r.v.s で $\forall k \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}, P[X_1 = k] = \frac{1}{6}$

とする。このとき $\forall k \in \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}$ に対し, Prop 4.13-(2) より

$\{\mathbb{1}_{\{k\}}(X_n)\}_{n=1}^\infty$ は独立であり, $\forall n \in \mathbb{N}, \mathbb{1}_{\{k\}}(X_n) \sim \text{Be}(\frac{1}{6})$

であるので (1) により

(サイコロを n 回投げたときの, k の目の回数の割合)

$$= \frac{1}{n} \#\{j \in \{1, \dots, n\} | X_j = k\} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \mathbb{1}_{\{k\}}(X_j) \xrightarrow{a.s.} \frac{1}{6}.$$

i.i.d. に対しては, Thm 6.4 よりさらに強く, 次の成り立つ。

Thm 6.6 (i.i.d. r.v.s $\subset \mathcal{L}^1(P)$ に対する大数の強法則)

$\{X_n\}_{n=1}^\infty$ を i.i.d. real r.v.s とする。このとき次の成り立つ:

- $E[|X_1|] < \infty \Rightarrow \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X_k \xrightarrow{a.s.} E[X_1]$.
- $E[|X_1|] = \infty \Rightarrow$ a.s.に $\{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X_k\}_{n=1}^{\infty}$ は \mathbb{R} において収束しない.

(☺) ⊕ Thm 3.61

さらに i.i.d. の場合には Thm 6.4 は次におに精密化できる:
Thm 6.7 (重複対数の法則 (LIL, law of the iterated logarithm))

$\{X_n\}_{n=1}^{\infty} \subset L^2(P)$ は i.i.d. とし, $m := E[X_1], \nu := \text{var}(X_1)$ とおく. このとき $\limsup_{n \rightarrow \infty} \frac{S_n - nm}{\sqrt{2n \log \log n}} = \sqrt{\nu}$, $\liminf_{n \rightarrow \infty} \frac{S_n - nm}{\sqrt{2n \log \log n}} = -\sqrt{\nu}$ a.s.
 (証明は非常に難しいので省略せざるを得ない.)

§7 分布の収束 ($d \in \mathbb{N}$ とする)

Def 7.1 $\mathcal{P}(\mathbb{R}^d) := \{\mu \mid \mu \text{ は } \mathbb{R}^d \text{ 上の分布}\}$,
 $C_b(\mathbb{R}^d) := \{f \mid f: \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}, f \text{ は有界連続}\}$ と定める.

以上で主に扱うのは, $\mathcal{P}(\mathbb{R}^d)$ における次の収束概念である.

Def 7.2 (分布の収束) $\mu \in \mathcal{P}(\mathbb{R}^d), \{\mu_n\}_{n=1}^{\infty} \subset \mathcal{P}(\mathbb{R}^d)$ とする.
 $\{\mu_n\}_{n=1}^{\infty}$ が μ に (弱) 収束する ($\mu_n \xrightarrow{w} \mu$)
 $\Leftrightarrow \forall f \in C_b(\mathbb{R}^d), \lim_{n \rightarrow \infty} \int_{\mathbb{R}^d} f d\mu_n = \int_{\mathbb{R}^d} f d\mu$.

● d-dim. r.v.s X と $\{X_n\}_{n=1}^{\infty}$ に対し, (cf. Def 5.1-(3))
 $X_n \xrightarrow{w} X \iff L(X_n) \xrightarrow{w} L(X)$, $L(X)$ の分布

Def 7.2 の状況で, 別の収束の仕方を考えることができない訳ではない. 例えば, 次の収束はより自然に思えるかもしれない:

$\forall A \in \mathcal{B}(\mathbb{R}^d), \lim_{n \rightarrow \infty} \mu_n(A) = \mu(A)$. (7.1)
 後の Thm 7.11 でみるように, (7.1) は $\mu_n \xrightarrow{w} \mu$ より強い条件になっている. 実際には, (7.1) は強すぎて現象の記述に使えないことが多いため, あまり有用な収束概念ではない. このことは次の例 7.3 からも見えてくる.

例 7.3 $x \in \mathbb{R}^d$ とし, $A \in \mathcal{B}(\mathbb{R}^d)$ に対し $\delta_x(A) := \mathbb{1}_A(x)$ と定めると, 容易に分かるように $\delta_x \in \mathcal{P}(\mathbb{R}^d)$ である. さて, $x \in \mathbb{R}^d, \{X_n\}_{n=1}^{\infty} \subset \mathbb{R}^d$ とする. このとき次が成り立つ.

(1) $\delta_{X_n} \xrightarrow{w} \delta_x \iff \lim_{n \rightarrow \infty} X_n = x$.

(2) $\forall A \in \mathcal{B}(\mathbb{R}^d), \lim_{n \rightarrow \infty} \delta_{X_n}(A) = \delta_x(A)$

$\iff \exists N \in \mathbb{N}, \forall n \geq N, X_n = x$.

☺ (1) $\iff f \in C_b(\mathbb{R}^d)$ とすると f の連続性により

$\int_{\mathbb{R}^d} f(y) \delta_{X_n}(dy) = f(X_n) \xrightarrow{n \rightarrow \infty} f(x) = \int_{\mathbb{R}^d} f(y) \delta_x(dy)$.

$\iff f(y) := \min\{1, |y-x|\}$ とおくと $f \in C_b(\mathbb{R}^d)$ なので

$\min\{1, |X_n-x|\} = f(X_n) = \int_{\mathbb{R}^d} f(y) \delta_{X_n}(dy) \xrightarrow{n \rightarrow \infty} \int_{\mathbb{R}^d} f(y) \delta_x(dy) = f(x) = 0$.

(2) \iff 明らか.

$\iff A = \{x\}$ とすれば $\lim_{n \rightarrow \infty} \delta_{X_n}(\{x\}) = \delta_x(\{x\}) = 1$ なので, $\exists N \in \mathbb{N}, \forall n \geq N, |\delta_{X_n}(\{x\}) - 1| < 1$. すると $\forall n \geq N, \delta_{X_n}(\{x\}) > 0$ すなわち $X_n = x$. //

さて, 以後の目標は次の定理の証明を与えることである:

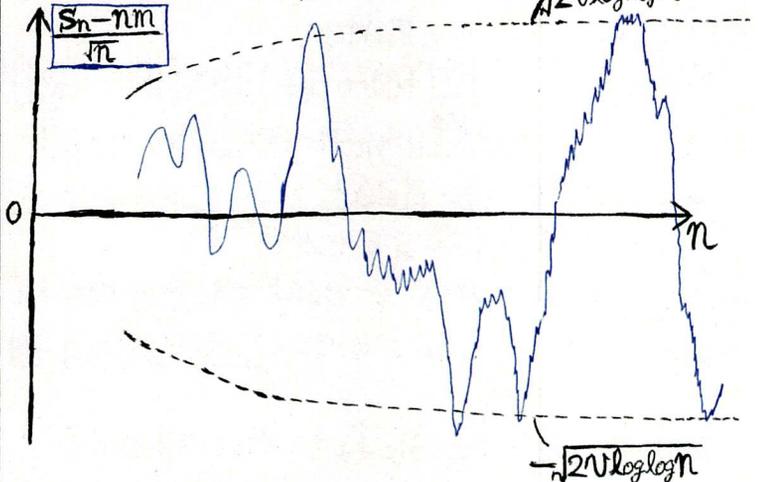
Thm 7.4 (中心極限定理 (CLT, central limit theorem))

$\{X_n\}_{n=1}^{\infty} \subset L^2(P)$ は i.i.d. とし, $m := E[X_1], \nu := \text{var}(X_1)$ とおく.

(1) $L\left(\frac{S_n - nm}{\sqrt{n}}\right) \xrightarrow{w} N(0, \nu)$. ($S_n := \sum_{k=1}^n X_k$)

(2) $\nu > 0$ とする. このとき $\forall x \in \mathbb{R}$,
 $\lim_{n \rightarrow \infty} P\left[\frac{S_n - nm}{\sqrt{n}} \leq x\right] = \lim_{n \rightarrow \infty} P\left[\frac{S_n - nm}{\sqrt{n}} < x\right] = \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi\nu}} e^{-\frac{y^2}{2\nu}} dy$.

Thm 6.7 と Thm 7.4 を見比べると:



- $\nu = \text{var}(X_1) > 0$ ならば:
 ● a.s. でみると, $\frac{S_n - nm}{\sqrt{n}}$ は $\pm \sqrt{2\nu \log \log n}$ の間をいつまでも振動し続ける. (12月10日ごま)
- しかし振幅 $\sqrt{2\nu \log \log n}$ の増大は極めて遅く, 分布 $L\left(\frac{S_n - nm}{\sqrt{n}}\right)$ は収束してくれる.
- 極限分布 $N(0, \nu)$ は $\nu = \text{var}(X_1)$ 以外の情報に依存しない.