

測度論的確率論 2018 S1S2

Homework 8

経済学研究科現代経済コース修士1年 / 池上 慧 (29186009) / sybaster.x@gmail.com

June 24, 2018

1 2.2.1

$E\left[\frac{S_n}{n}\right] = \frac{S_n}{n} = v_n$ であることより

$$E\left[\left(\frac{S_n}{n} - v_n\right)^2\right] = \text{Var}\left(\frac{S_n}{n}\right) = \frac{1}{n^2} (\text{Var}(X_1) + \text{Var}(X_2) + \cdots + \text{Var}(X_n))$$

を得る。ただし、最後の等式は各確率変数が無相関であることによる。 $n \rightarrow \infty$ での挙動を考える。仮定より $\forall \epsilon > 0 \exists I$ s.t. $i \geq I \Rightarrow \frac{\text{Var}(X_i)}{i} < \epsilon$ であるので、

$$\begin{aligned} \lim_{n \rightarrow \infty} E\left[\left(\frac{S_n}{n} - v_n\right)^2\right] &= \lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{i=1}^{\infty} \frac{i}{n^2} \frac{\text{Var}(X_i)}{i} \\ &\leq \lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{i=1}^{I-1} \frac{i}{n^2} \frac{\text{Var}(X_i)}{i} + \lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{i=I}^n \frac{i}{n^2} \frac{\text{Var}(X_i)}{i} \\ &\leq \lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{i=1}^{I-1} \frac{i}{n^2} \frac{\text{Var}(X_i)}{i} + \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{\epsilon}{n^2} \sum_{i=I}^n i \\ &\leq \frac{\epsilon}{2} \end{aligned}$$

従って任意の $\epsilon > 0$ で上から押さえることができるので $\frac{S_n}{n} - v_n \rightarrow 0$ in L^2 である。チェビシェフの不等式より任意の $\epsilon > 0$ に対して、

$$P\left(\left|\frac{S_n}{n} - v_n\right| > \epsilon\right) \leq \frac{E\left[\left(\frac{S_n}{n} - v_n\right)^2\right]}{\epsilon^2} \rightarrow 0 \text{ as } n \rightarrow \infty$$

であるので確かに確率収束もする。

2 2.2.2

$$E\left[\left(\frac{S_n}{n}\right)^2\right] = \frac{1}{n^2} \sum_{1 \leq i, j \leq n} E[X_i X_j]$$

である。コーシーシュワルツの不等式より、 $E[X_i X_j] \leq (E[X_i^2] E[X_j^2])^{\frac{1}{2}} = r(0)$ である。また仮定より、

$$\forall \epsilon > 0, \exists K > 0 \text{ s.t. } k \geq K \Rightarrow r(k) < \epsilon$$

である。これより、 $|i - j| \leq K$ に対しては $E[X_i X_j] \leq r(0)$ とし、 $|i - j| > K$ に対しては $E[X_i X_j] \leq \epsilon$ で抑えられる。すなわち、

$$\frac{1}{n^2} \sum_{1 \leq i, j \leq n} E[X_i X_j] \leq \frac{1}{n^2} (n(2K - 1)r(0) + n^2 \epsilon) = \frac{2K + 1}{n} r(0) + \epsilon$$

である。 K は n に依存しないので $\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n^2} E[S_n^2] \leq \epsilon$ である。従って 0 に L^2 収束するので 0 に確率収束する。

3 2.2.3

Th2.2.14 の条件を満たすことを確認する。 U_i が一様分布に従うことより以下が成立。

$$E[I_n] = E[f(U_i)] = \int f(x)dx$$

さらに、 B を \mathbb{R} 上の可測集合とすると、 f が可測関数であることより以下が成立する。

$$P(\omega \in U_1^{-1}(f^{-1}(B))) \times \cdots \times P(\omega \in U_n^{-1}(f^{-1}(B))) = P(\omega \in (f \circ U_1)^{-1}(B)) \times \cdots \times P(\omega \in (f \circ U_n)^{-1}(B))$$

また、

$$P(\omega \in U_1^{-1}(f^{-1}(B)), \dots, \omega \in U_n^{-1}(f^{-1}(B))) = P(\omega \in (f \circ U_1)^{-1}(B), \dots, \omega \in (f \circ U_n)^{-1}(B))$$

である。 $\{U_i\}$ は独立であることより上二つの左辺は等しい。従って右辺も等しくなり、 $\{f(U_i)\}$ も独立な確率変数である。以上で Th2.2.14 の条件が成立することが確認されたので、 $I_n \xrightarrow{p} \int_0^1 f(x)dx$ である。

次に $P(|I_n - I| > \frac{a}{\sqrt{n}})$ を推定するために一様分布の実現値 $\{u_i\}_{i=1}^n$ を M セット発生させる。この時得られた I_n を I_n^m と記し、 $\bar{I}_n = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M I_n^m$ とする。

$$P\left(|I_n - I| > \frac{a}{\sqrt{n}}\right) = E\left[1\left(|I_n^m - I| > \frac{a}{\sqrt{n}}\right)\right]$$

であるので、右辺のサンプル表記である $\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M 1\left(|I_n^m - \bar{I}_n| > \frac{a}{\sqrt{n}}\right)$ が題意の推定をうまく行えることを以下で示す。

$$\begin{aligned} E\left[1\left(|I_n^m - \bar{I}_n| > \frac{a}{\sqrt{n}}\right)\right] &= P\left(|(I_n^m - I) + (I - \bar{I}_n)| > \frac{a}{\sqrt{n}}\right) \\ &\leq P\left(|I_n^m - I| + |I - \bar{I}_n| > \frac{a}{\sqrt{n}}\right) \\ &\leq P\left(|I_n^m - I| > \frac{a}{\sqrt{n}}\right) + P\left(|I - \bar{I}_n| > \frac{a}{\sqrt{n}}\right) \end{aligned}$$

M 個のサンプルは独立に生成され、上より可積分なので WLLN より、

$$\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M 1\left(|I_n^m - \bar{I}_n| > \frac{a}{\sqrt{n}}\right) \xrightarrow{p} E\left[1\left(|I_n^m - \bar{I}_n| > \frac{a}{\sqrt{n}}\right)\right]$$

である。さらに、チェビシェフの不等式より

$$\begin{aligned} \|E\left[1\left(|I_n^m - \bar{I}_n| > \frac{a}{\sqrt{n}}\right)\right] - P\left(|I_n^m - I| > \frac{a}{\sqrt{n}}\right)\| &\leq P\left(|I - \bar{I}_n| > \frac{a}{\sqrt{n}}\right) \\ &\leq \frac{n}{a^2} E\left[(\bar{I}_n - I)^2\right] \\ &= \frac{n}{Ma^2} \text{Var}(I_n^m) \\ &= \frac{1}{a^2 M} \text{Var}(f(U_i)) \end{aligned}$$

を得る。従って $M \rightarrow \infty$ で $E\left[1\left(|I_n^m - \bar{I}_n| > \frac{a}{\sqrt{n}}\right)\right] \rightarrow P\left(|I_n^m - I| > \frac{a}{\sqrt{n}}\right)$ である。ここで「 $a_n \xrightarrow{p} b_n \rightarrow b \Rightarrow a_n \xrightarrow{p} b$ (主張1)」であることより

$$\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M 1\left(|I_n^m - \bar{I}_n| > \frac{a}{\sqrt{n}}\right) \xrightarrow{p} P\left(|I_n^m - I| > \frac{a}{\sqrt{n}}\right) = P\left(|I_n - I| > \frac{a}{\sqrt{n}}\right)$$

であるので推定できる。

3.1 主張1の証明

$a_n \xrightarrow{p} b_n \rightarrow b \Rightarrow a_n \xrightarrow{p} b$ を示す。任意の $\epsilon, \delta > 0$ に対して、

$$\exists N \text{ s.t. } n > N \Rightarrow P(\|a_n - b_n\| > \epsilon) \leq \delta$$

である。また、

$$\exists M \text{ s.t. } m > M \Rightarrow \|b_m - b\| < \epsilon$$

である。ここで三角不等式より、

$$n > \max(N, M) \Rightarrow P(\|a_n - b\| > \epsilon) \leq P(\|a_n - b_n\| > \epsilon) + P(\|b_n - b\| > \epsilon) \leq \delta$$

が成立するため、題意は示された。

4 2.2.4

まず絶対値の期待値が発散することを確認する。

$$E[|X_i|] = \sum_{k=2}^{\infty} k \frac{C}{k^2 \log k} = C \lim_{N \rightarrow \infty} \sum_{k=2}^N \frac{1}{k \log k}$$

$k \geq 2$ において $\frac{1}{k \log k}$ が単調減少であることより積分判定法が使える。

$$\int_2^{\infty} \frac{1}{x \log x} dx = \int_2^{\infty} \frac{(\log x)'}{\log x} dx > \lim_{x \rightarrow \infty} \log \log x = \infty$$

これより確かに先の期待値は発散する。一方で、 $kP(|X_i| > k) \rightarrow 0$ as $k \rightarrow \infty$ は成立することが以下のようにして確認できる。

$$\begin{aligned} kP(|X_i| > k) &= k \sum_{l=k+1}^{\infty} \frac{C}{l^2 \log l} \leq Ck \int_k^{\infty} \frac{1}{x^2 \log x} dx \\ &= Ck \int_{\log k}^{\infty} \frac{\exp(-z)}{z} dz \leq C \frac{k}{\log k} \int_{\log k}^{\infty} \exp(-z) dz = C \frac{1}{\log k} \rightarrow 0 \text{ as } k \rightarrow \infty \end{aligned}$$

従って Th2.2.12 が適用できて、

$$\mu_n = E[X_i 1(|X_i| \leq n)] = \sum_{k=2}^n (-1)^k \frac{C}{k \log k}$$

とおくと、 $\frac{S_n}{n} - \mu_n \xrightarrow{p} 0$ である。さらに「交項級数は各項の絶対値が単調減少で0に収束するなら収束する」ので、 μ_n がこの性質を満たすことから、 $\mu_n \rightarrow \mu$ なる μ が存在する。以上より $\frac{S_n}{n} - \mu \xrightarrow{p} 0$ である。

5 2.2.5

まず絶対値の期待値が発散することを示す。Lemma2.2.13 より

$$E[|X_i|] = \int_e^{\infty} \frac{e}{x \log x} dx = e [\log \log x]_e^{\infty} = \infty$$

であるので確かに期待値は発散する。しかし

$$xP(|X_i| > x) = x \frac{e}{x \log x} = \frac{e}{\log x} \rightarrow 0 \text{ as } x \rightarrow \infty$$

であるので Theorem2.2.12 が適用でき、

$$\mu_n = E[X_i 1(|X_i| \leq n)]$$

とおくと $\frac{S_n}{n} - \mu_n \xrightarrow{p} 0$ である。

6 2.2.6

フビニの定理より $E[X]$ は以下のように変形できる。

$$E[X] = E\left[\sum_{n=1}^{\infty} 1(X \geq n)\right] = \sum_{n=1}^{\infty} E[1(X \geq n)] = \sum_{n=1}^{\infty} P(X \geq n)$$

また同じくフビニの定理より、

$$E[X^2] = E\left[2 \sum_{n=1}^X n - X\right] = E\left[\sum_{n=1}^{\infty} (2n-1)1(X \geq n)\right] = \sum_{n=1}^{\infty} (2n-1)P(X \geq n)$$

を得る。